



UNIVERSITE DJILLALI LIABES DE SIDI-BEL-ABBES
Faculté de Génie Electrique
Département d'Electrotechnique

Thèse présentée par :

KHODJA Fouad

Pour l'obtention du diplôme de :

Doctorat en Electrotechnique
Option: Réseaux Electriques

Intitulé de la thèse :

***Développement de stratégies d'optimisation
Combinatoire appliquées à un réseau
électrique***

Présentée devant le jury composé de :

SAYAH Houari
YOUNES Mimoun
ZIDI Sid Ahmed
LAOUER Mohamed
ALLALI Ahmed
BOUZBOUDJA Hamid

Professeur (U.D.L. Sidi Bel-Abbès)
Professeur (U.D.L. Sidi Bel-Abbès)
Professeur (U.D.L. Sidi Bel-Abbès)
Professeur (Université de Saida)
Professeur (U.S.T.M.B. Oran)
Professeur (U.S.T.M.B. Oran)

Président
Rapporteur
Examineur
Examineur
Examineur
Examineur

Soutenue le :

10 / 11 / 2016

Dédicaces

*Je dédie ce modeste travail à mon défunt **Père**, qu'Allah le tout puissant lui
transforme son tombeau en Eden ;*

*À ma **Mère**, qu'Allah le tout puissant lui donne la santé et la prospérité ;*

*À ma **Femme** et mes **Enfants** ;*

*À mes **Frères** et **Sœurs** ;*

*À tous mes **Proches** ;*

*À tous mes **Amis**.*

Remerciements

Je tiens à remercier le Professeur **Younes Mimoun**, pour sa gentillesse, sa disponibilité tout au long de ces années de Doctorat, ainsi que pour son aide précieuse pour l'achèvement de cette thèse.

Je remercie aussi le chef de Département d'Electrotechnique de la Faculté de Génie Electrique, le Professeur **Sayah Houari** de l'Université Djillali Liabès de Sidi-Bel-Abbès d'avoir accepté de présider le jury de soutenance, ainsi que, le professeur **Zidi Sid Ahmed** de l'Université Djillali Liabès de Sidi-Bel-Abbès, le professeur **Laouer Mohamed** de l'Université de Saida, le professeur **Allali Ahmed** et le professeur **Bouzeboudja Hamid** de l'Université des Sciences et Technologie Mohamed Boudiaf d'Oran, d'avoir accepté d'en être membres.

Je ne saurais remercier assez mon ami et frère **Kherfane Riad Lakhdar** pour son soutien indéfectible depuis de longues années.

Je remercie aussi le Docteur **Kezrane Cheikh** de m'avoir aidé et soutenu pour que je puisse soutenir cette thèse.

Enfin, je remercie tous ceux que je n'ai pas pu nommer, et à qui je dois l'achèvement de ce travail.

TABLE DES MATIERES

INTRODUCTION GENERALE	1
CHAPITRE I : RESEAUX ELECTRIQUES (ÉTAT DE L'ART)	5
1.1. Introduction	6
1.1.1. Les composants d'un réseau d'énergie.....	6
1.1.2. Les différentes classifications	6
1.1.3. Hiérarchisation du réseau électrique.....	6
1.1.4. Les classes des tensions des réseaux d'énergie.....	7
1.1.5. Les différentes fonctions des réseaux d'énergie	8
1.1.6. Structure topologique des réseaux.....	9
1.1.7. Système électrique	10
1.1.8. Complémentarité des moyens de production.....	10
1.1.9. Contraintes et avantages du réseau	11
1.1.10. Réglage et protection des réseaux	12
1.1.10.1. Réglage de la fréquence	12
1.1.10.2. Réglage de la tension.....	13
1.1.10.3. Protection des réseaux	14
1.2. Présentation generale des réseaux.....	15
1.2.1. Le réseau de transport	15
1.2.2. Les réseaux de répartition	16
1.2.3. Les réseaux de distribution haute tension.....	17
1.2.4. Les réseaux de distribution en moyenne tension	17
1.2.5. Les réseaux de distribution en basse tension	17

1.2.6.	Le réseau de distribution HTA	18
1.2.7.	La source d'alimentation	18
1.2.8.	Les postes de livraison HTB	20
1.2.8.1.	Simple antenne	20
1.2.8.2.	Double antenne	21
1.2.8.3.	Double antenne- double jeu de barres	22
1.2.9.	Milieu urbain, milieu rural.....	23
1.2.10.	Les réseaux ruraux.....	24
1.2.11.	Les réseaux urbains :	25
1.2.11.1.	Réseaux en double dérivation simple	25
1.2.11.2.	Réseaux en dérivation multiples	25
1.2.11.3.	Structures en coupure d'artère.....	26
	Conclusion du Chapitre I	29
	CHAPITRE II : OPTIMISATION.....	30
2.1.	Introduction.....	31
2.2.	La classification des problèmes d'optimisation.....	31
2.3.	Optimisation classique sans contraintes	32
2.4.	Optimisation classique avec contraintes	37
2.5.	Définition d'un probleme d'optimisation	38
2.6.	L'optimisation multiobjectif	39
2.6.1.	Etat de l'art de l'optimisation multiobjectif.....	40
2.6.2.	Optimisation multiobjectif de Pareto	40
2.6.3.	Optimisation multiobjectif par combinaison	41

2.6.4.	L'optimisation multiobjectif ou multicritère	41
2.6.5.	La multiplicité des solutions	42
2.6.6.	Les méthodes à préférence à priori :	42
2.6.7.	Les méthodes à préférence progressive :	42
2.6.8.	Les méthodes à préférence à posteriori :	42
2.6.9.	La convexité	42
a.	Définition de la convexité	42
2.7.	Approches de résolution d'un problème multiobjectif	43
2.7.1.	Approche monoobjectif.....	43
2.7.2.	Théorie de l'utilité multi-attributs	43
2.7.3.	Méthode des sommes pondérées	43
2.7.4.	Méthode dite "but programmé ou Goal programming"	43
2.7.5.	La méthode ε -contrainte	44
2.8.	Structure du front pareto	44
2.8.1.	Représentation du front Pareto	44
2.8.2.	Front minimal / Front maximal complet.....	45
2.8.3.	Solutions supportées / non supportées.....	45
2.9.	Stratégie à adopter	46
2.10.	Approche multiobjectif	46
2.10.1.	Approche à posteriori	47
2.10.2.	Les méthodes hybrides.....	47
2.10.3.	Approche progressive ou interactive	47

2.10.4.	Méthode STEM	47
2.11.	Choix d'un algorithme d'optimisation	47
2.11.1.	Exploration, exploitation	48
2.11.2.	Robustesse d'un optimum	48
2.11.3.	Algorithmes d'optimisation globale.....	49
2.11.4.	Algorithmes d'optimisation locale	49
	Conclusion du Chapitre II.....	49
	CHAPITRE III : METHODES D'OPTIMISATION DETERMINISTES	49
3.1.	Introduction.....	50
3.2.	Méthodes d'Optimisation Déterministes	50
3.2.1.	Méthodes Déterministes Unidimensionnelles	50
3.2.2.	Méthode de Dichotomie	53
3.2.3.	Méthode de la Section Dorée	54
3.2.4.	Méthode de Brent.....	54
3.3.	Méthodes Déterministes Multidimensionnelles.....	55
3.3.1.	Méthode de la Plus Grande Pente.....	56
3.3.2.	Gradient Conjugué.....	57
3.3.3.	Méthodes Quasi-Newton.....	57
3.3.4.	Méthode du Simplex.....	58
3.3.5.	Méthodes de Pénalités	60
3.3.5.1.	Méthodes de Pénalités Intérieures	61
3.3.5.2.	Méthodes de Pénalités Extérieures	61

3.3.6.	Lagrangien Augmenté.....	62
3.4.	Méthodes Déterministes Directes	62
	Conclusion du Chapitre III.....	63
	CHAPITRE IV METHODES D’OPTIMISATION METAHEURISTIQUES.....	62
4.1.	Introduction	65
4.1.1.	Classification.....	65
a.	Le nombre des solutions manipulées à la fois.....	65
b.	Type de parcours.....	65
c.	Emploi de mémoire	65
d.	La source de la méthode	65
e.	Nombre et structure de voisinage	66
4.2.	Les Méthodes basées sur une seule solution	66
4.2.1.	La Descente Récursive	66
4.2.2.	Le Recuit Simulé.....	67
4.2.3.	La Recherche Tabou	68
4.2.3.1.	Principe et démarche	68
4.3.	Les méthodes basees sur une population des solutions.....	68
4.3.1.	Algorithmes Génétiques.....	69
4.3.1.1.	Description de la Méthode	69
4.4.	Micro Algorithmes Génétiques mGAS	72
4.4.1.	La Sélection.....	74
4.4.2.	Le Croisement.....	74
4.4.3.	La Mutation	75

4.5.	BCGA (Binary-Coded Genetic Algorithm)	75
4.6.	Les algorithmes de Colonies de Fourmis.....	76
4.6.1.	L'intelligence collective des fourmis	76
4.6.2.	Les algorithmes de colonies de fourmis.....	77
4.6.3.	Optimisation naturelle : pistes de phéromones	77
4.6.4.	Formulation d'un algorithme de colonie de fourmis appliqué à l'OPF	78
4.6.4.1.	Comportement des fourmis.....	79
4.6.5.	Représentation du problème d'OPF.....	79
4.6.6.	Organigramme de la technique ACO appliquée à l'OPF	80
4.6.6.1.	Étape 1: Initiation	80
4.6.6.2.	Etape2 : évaluation de la fonction objectif	80
4.6.6.3.	Etape 3: répartition des fourmis.....	80
4.6.6.4.	Etape 4: Critère d'arrêt.....	81
4.7.	Optimisation multi-objectif par Essaim de Particules.....	81
4.7.1.	Méthode de base	81
4.8.	Harmony Search Algorithm (HSA)	84
4.8.1.	Initialiser le problème et les paramètres de l'algorithme	86
4.8.2.	Initialiser la mémoire d'harmonie (HM)	86
4.8.3.	Improviser une nouvelle harmonie.....	86
4.8.4.	Mise à jour de la mémoire de l'harmonie	87
4.8.5.	Vérifiez le critère d'arrêt	87
4.9.	Fireflies.....	87
4.9.1.	L'attractivité.....	88

4.9.2.	Distance et Mouvement.....	88
4.10.	Teaching Learning Based Optimization (TLBO).....	88
4.10.1.	Teacher phase (phase de l'enseignant)	89
4.10.2.	Learner phase (Phase de l'apprenant)	90
4.10.3.	Le diagramme de l'algorithme TLBO	91
	Conclusion du Chapitre IV	91
	CHAPITRE V : HYBRIDATION ET RESULTATS	93
5.1.	Introduction.....	94
5.2.	Classification de l'hybridation des métaheuristiques.....	94
5.3.	Hybridation par les méthodes FFA-MGA.....	95
5.4.	Les résultats de simulation.....	99
5.4.1.	Cas 1: Minimisation quadratique du coût du combustible	100
5.4.2.	Cas 2: la minimisation des émissions.....	102
5.4.3.	Cas 3: minimisation des coûts et des émissions	103
5.4.4.	Cas 4: courbe de coût quadratique avec des composantes sinus	104
5.4.5.	Cas 5: fonctions coût quadratique par parties	106
5.4.6.	Cas 6: L'effet de l'intégration de l'énergie éolienne dans le réseau électrique ...	109
5.5.	Hybridation par les méthodes (TLBO-GA).....	111
5.5.1.	Les résultats de simulation avec l'hybridation TLBO-GA.....	113
5.5.2.	Système 6 nœuds 3 générateurs.....	113
5.5.2.1.	Cas 1: Minimisation Quadratique du coût du combustible.....	113
5.5.2.2.	Cas 2: Courbes quadratique du coût du combustible avec les composantes Sinus.....	114

5.5.3. Système 14 nœuds 5 générateurs.....	116
5.5.3.1. Cas 1: Minimisation Quadratique du coût du combustible (sans effet valve point).....	116
5.5.3.2. Cas 2: Courbes quadratique du coût du combustible avec les composantes Sinus (avec effet valve point)	118
5.5.4. Système 30 nœuds 6 générateurs.....	119
5.5.4.1. Cas 1: Minimisation Quadratique du coût du combustible (sans effet de point valve...).....	119
5.5.4.2. Cas 2: Courbes quadratique du coût du combustible avec les composantes Sinus (avec effet de point valve)	120
Conclusion du Chapitre V.....	121
CONCLUSION GENERALE	123
BIBLIOGRAPHIE.....	127
ملخص ,RÉSUMÉ, ABSTRACT	

Introduction Générale

Dans le contexte actuel d'ouverture des marchés, les entreprises doivent améliorer leur compétitivité et donc leur productivité. « Produire plus et moins cher » c'est avoir une meilleure disponibilité des moyens de production et c'est dépenser moins.

Dans les industries de production d'énergie électrique, la politique c'est d'assurer un équilibre entre consommation et production avec un coût aussi faible que possible.

Le problème qui se pose c'est la gestion de cette production variable en minimisant les pertes et la fonction cout globale.

Grâce à des méthodes inspirées de la nature on peut améliorer considérablement cette production.

Le premier chapitre de la thèse est un large panorama sur les réseaux électriques. Il consiste en premier lieu à voir ses principaux composants, ses différentes classifications, sa hiérarchisation, les classes de ses tensions, ses différentes fonctions, sa topologie, ainsi que ses contraintes et ses avantages. Ensuite, une présentation générale des différents réseaux y sera référée, à savoir les réseaux de transport, de répartition et de distribution. Enfin, les réseaux ruraux et urbains y seront développés.

Dans le deuxième chapitre, il sera question d'optimisation. L'optimisation sans contraintes est d'abord abordée, suivie de l'optimisation avec contraintes. Les méthodes d'optimisation multiobjectif seront définies, l'état de l'art de l'optimisation multiobjectif, ainsi que les différentes approches de résolution d'un problème multiobjectif. Ce chapitre sera conclu par la stratégie à adopter, les différentes approches multiobjectives, et le choix d'un algorithme d'optimisation.

Le troisième chapitre, sera consacré aux méthodes d'optimisation déterministes. Les différentes méthodes d'optimisation déterministes unidimensionnelles seront abordées en premier lieu, comme les méthodes de dichotomie, de section dorée et de Brent. En deuxième lieu, seront abordées d'autres méthodes d'optimisation déterministes, mais multidimensionnelles ; par exemple, la méthode de la plus grande pente, la méthode du gradient conjugué, les méthodes quasi-Newton, et la méthode du simplexe. Les méthodes d'optimisation déterministes de transformation sont ensuite citées, comme les méthodes de pénalités intérieures et extérieures, ainsi que la méthode du Lagrangien augmenté. On termine ce chapitre par les méthodes déterministes directes.

Le quatrième chapitre sera dédié aux nombreuses méthodes d'optimisation métaheuristiques, qu'on définira et classifera en premier. Viendra ensuite les méthodes basées sur une solution, comme les méthodes de la descente récursive, le recuit simulé et la recherche

tabou. Juste après, il sera abordé les méthodes basées sur une population de solutions qui sont principalement les algorithmes génétiques, et ses dérivées, à savoir les micro algorithmes génétiques mGAs, ainsi que les BGCA ou Binary-Coded Genetic Algorithm. Viennent ensuite les algorithmes de colonies de fourmis, la méthode d'optimisation par essaims de particules, la méthode de l'Harmony Search Algorithm (HSA), les fireflies, et enfin la TLBO ou la méthode Teaching learning based optimization, qui est divisée en deux phases, la Teacher phase ou phase de l'enseignant, et la Learner phase ou Phase de l'apprenant.

Dans le cinquième chapitre, on procèdera à l'hybridation de quelques méthodes métaheuristiques citées précédemment dans le chapitre quatre.

La première hybridation concerne les méthodes des fireflies FFA et celle des micro algorithmes génétiques mGA. L'approche proposée FFA-mGA est basée sur la recherche de la solution globale et locale. L'hybridation proposée a été appliquée pour résoudre différents cas. Le premier cas est une minimisation quadratique du coût du combustible, les résultats obtenus à partir de l'hybridation FFA-mGA seront comparés à d'autres méthodes décrites dans la littérature. Le deuxième cas est la minimisation des émissions. Les résultats obtenus à partir de la FFA-mGA seront aussi comparés à d'autres méthodes décrites dans la littérature. Le troisième cas est la minimisation des coûts et des émissions. Dans ce cas, toutes les contraintes concernant le coût du combustible et les émissions polluantes seront prises en compte. Le quatrième cas est la courbe de coût quadratique avec des composantes sinus. Dans ce cas, seules les courbes de coût des générateurs de bus 1 et 2 seront remplacées par des effets de chargement point de valve. Le cinquième cas sera la fonction coût quadratique par parties, car dans la pratique, et dans les systèmes de puissance, de nombreuses unités de production thermiques peuvent être fournies avec les sources de combustible multiples comme le charbon, le gaz naturel et le pétrole. Ici, le coût du carburant est réduit à son minimum. Le résultat obtenu à partir de la méthode FFA-mGA a été comparé à d'autres procédés décrits dans la littérature. Le sixième étant le dernier cas, sera l'effet de l'intégration de l'énergie éolienne dans le réseau électrique. Dans ce cas, nous considérons trois fermes éoliennes connectées au réseau. Elles sont utilisées pour analyser l'effet de la connexion de parcs éoliens sur le coût total de production et des pertes actives.

La deuxième hybridation met en exergue les méthodes de TLBO (Teaching–Learning–Based Optimization) et la GA (Algorithmes Génétiques). L'approche TLBO-GA proposé sur la base de recherche globale et locale. Afin de valider la robustesse de la méthode d'hybridation proposée, trois réseaux ont été considérés, le premier 6-nœuds avec 3 alternateurs, le deuxième avec IEEE 14-nœuds et 5 alternateurs, et enfin le troisième à la norme IEEE 30-nœuds et 6 alternateurs, et tout ceci avec deux cas, avec effet de valve point et sans effet de valve point.

Pour le premier réseau 6-nœuds, le premier cas est une minimisation quadratique du coût du combustible (sans effet de valve point). Le second cas est la courbe de coût quadratique avec des composantes sinus. Dans ce cas, seules les courbes de coût des générateurs sont remplacés par des effets de charge valve point. Pour le deuxième réseau IEEE 14-nœuds, et le troisième réseau IEEE 30-nœuds on étudie les mêmes deux cas que pour le premier réseau.

Enfin, la thèse est achevée par une conclusion générale, ainsi qu'une bibliographie.

Chapitre I : Réseaux Electriques (État de l'Art)

1.1. Introduction :

De nos jours, l'énergie électrique est un bien de consommation à part entière devenu indispensable, non seulement pour la vie quotidienne de chacun mais, également, pour l'économie des pays [1].

Pour beaucoup, cela se résume à une prise, un dispositif de commande, éventuellement de régulation et l'on oublie que cette énergie il a fallu la produire, la transporter, la répartir, la distribuer, l'amener jusqu'au récepteur le plus éloigné dans des conditions économiques optimales, en respectant les contraintes exigées par la sécurité, et en satisfaisant des exigences de disponibilité, fiabilité, qualité [2].

1.1.1. Les composants d'un réseau d'énergie

Les groupes générateurs d'énergie sont, pour des raisons techniques et économiques, rarement placés juste à côté des appareils utilisant l'énergie qu'ils produisent.

Pour réaliser la liaison nécessaire entre les uns et les autres, il faut donc construire des *lignes*. Les tronçons des lignes sont raccordés entre eux dans des installations appelés *postes*.

Ces postes comprennent des appareils de *coupure*, des *transformateurs*, des *appareils de mesure*, de *contrôle*, de *réglage* et de *commande*, et divers appareils auxiliaires nécessaires au bon fonctionnement de l'ensemble. Tous ces appareils sont regroupés, les uns dans des *cellules*, reliés entre eux par des *jeux de barres*, les autres dans des panneaux de *mesure* ou de *contrôle*, dont les plus utiles à la surveillance du poste sont regroupés sur un *tableau*.

Les postes constituent les *nœuds* du réseau, les lignes en formant les *branches*. Ces branches constituent soit des artères et des dérivations, soit des mailles ou boucles [3].

1.1.2. Les différentes classifications

Parmi les différents critères permettant de différencier ou de regrouper les réseaux, on en retiendra quatre qui ont un intérêt évident :

- **La tension**, qui va limiter les puissances transportées, et fixer les dimensions des lignes et du matériel des postes.
- **La fonction**, que le réseau doit remplir, elle déterminera les quantités d'énergie et les puissances qu'il recevra ou fournira. Elle influence de façon essentielle le choix de sa tension et les contraintes imposées au fonctionnement du réseau.
- **La topologie** du réseau, qui fixe son mode d'exploitation normale et les possibilités de secours en cas d'incidents.
- **Le système** utilisé, c'est-à-dire pour les courants alternatifs, le nombre de phases qui dépend essentiellement du fonctionnement interne des appareils installés, tant dans le réseau que par l'utilisateur [3].

1.1.3. Hiérarchisation du réseau électrique

Le réseau électrique est hiérarchisé en trois parties dont les fonctions actuelles sont très différentes. Tout d'abord, le réseau de transport a pour rôle de transporter l'énergie en très haute tension depuis les centres de productions jusqu'au premières zones de consommation. Le réseau de répartition alimente directement les gros consommateurs

industriels puis achemine l'énergie jusqu'aux réseaux de distribution chargés d'approvisionner les consommateurs moyenne et basse tension [1].

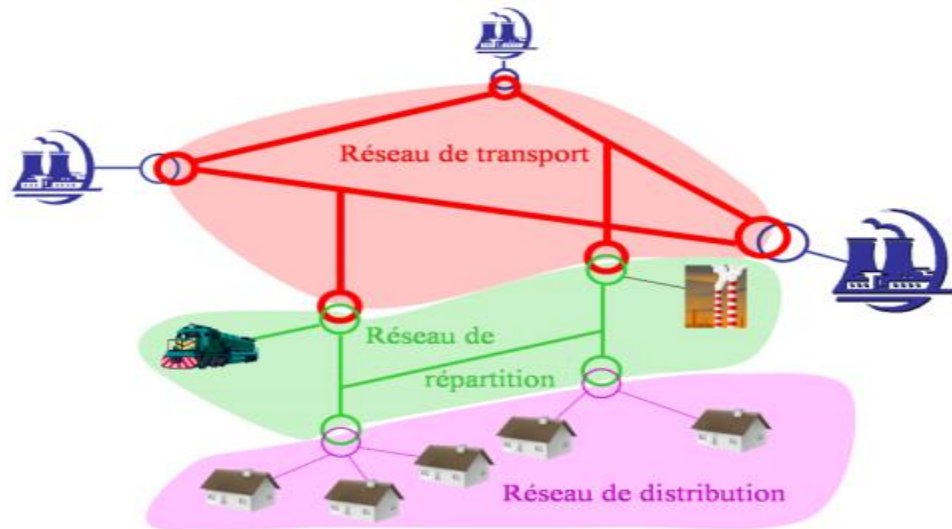


Figure 1.1: Le réseau électrique

1.1.4. Les classes des tensions des réseaux d'énergie

La tension choisie pour un réseau impose que tous les appareils incorporés ou raccordés à ce réseau possèdent un isolement suffisant. Cela implique une augmentation des dimensions de ces appareils en fonction directe de leur tension.

L'échelle des tensions utilisées dans les réseaux d'énergie est très vaste puisqu'elle va de quelques dizaines de volts à plus du million de volts [3].

La norme des réseaux électriques, issue de l'UTE C 18-510, définit, depuis 1989, les différents niveaux de tensions. Ils sont indiqués dans la Figure 1.2. Ainsi le réseau de transport et de répartition se situe au niveau de la HTB. Le gestionnaire du réseau de transport est responsable, à l'échelle nationale, de l'équilibre production/consommation et du respect des échanges transfrontaliers. Le réseau de distribution est au niveau de la HTA et de la BTA. Le rôle du gestionnaire du réseau de distribution est l'entretien et la gestion de ce dernier et aussi l'alimentation des clients de type petites et moyennes entreprises et résidentiels au travers du réseau moyenne tension (HTA) et du réseau basse tension (BTA) [1].

$U < 50 \text{ V}$	$50 \text{ V} < U < 500 \text{ V}$	$500 \text{ V} < U < 1 \text{ kV}$	$1 \text{ kV} < U < 50 \text{ kV}$	$50 \text{ kV} < U < 100 \text{ kV}$	$U > 100 \text{ kV}$
TBT	BT		MT	HT	THT
TBT	BTA	BTB	HTA	HTB	

Normes avant 1989
 Normes après 1989

Figure 1.2 : Les différents niveaux de tension selon la norme UTE C 18-510.

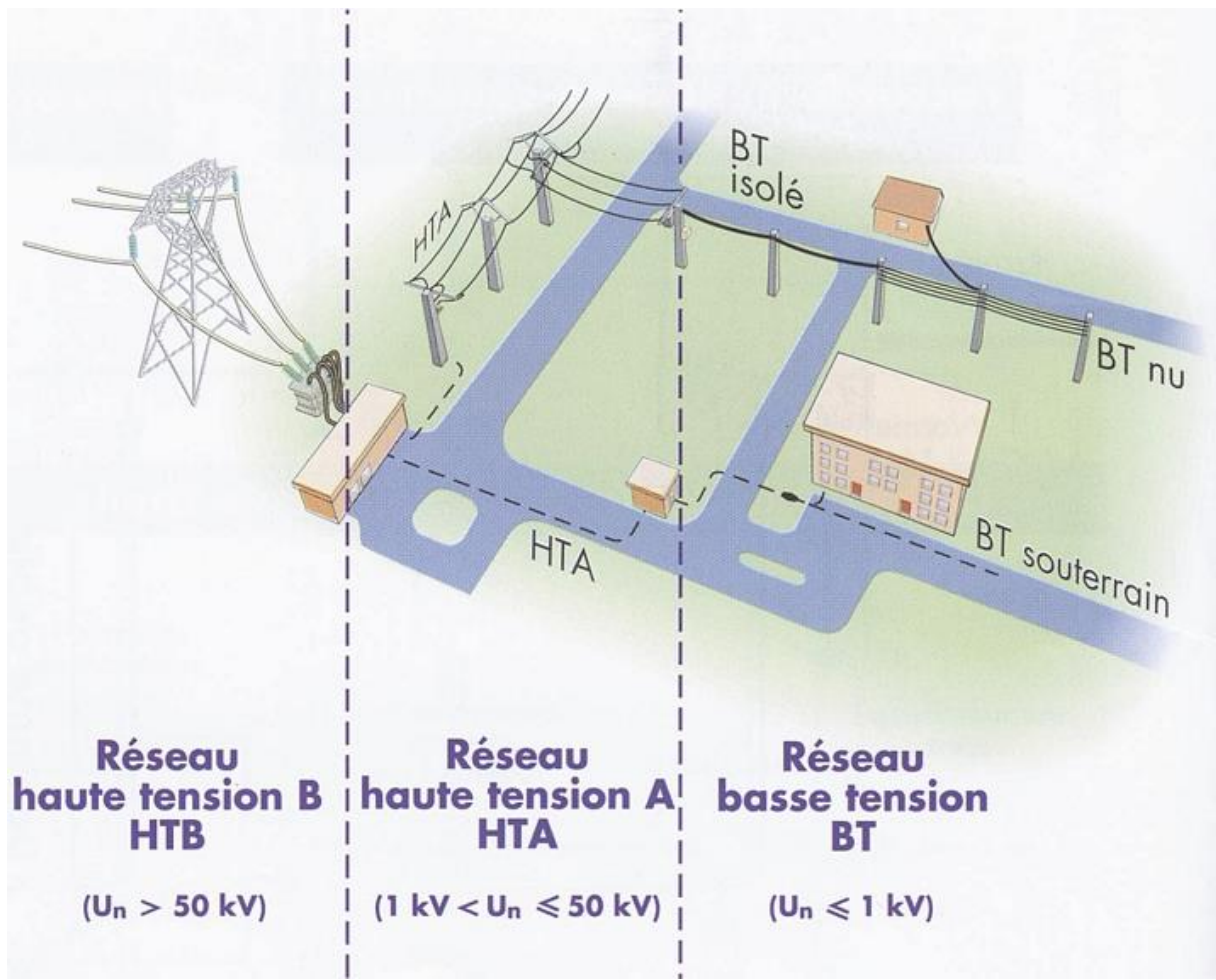


Figure 1.3 : Domaines de tension [4]

1.1.5. Les différentes fonctions des réseaux d'énergie

Les réseaux sont construits pour amener l'énergie de l'usine génératrice à l'appareil d'utilisation. De ce fait, on distingue plusieurs réseaux : [3]

- **Les réseaux d'utilisation** : ils doivent, d'une part, pouvoir amener directement un grand nombre d'appareils domestiques ou de petits moteurs, dont la puissance individuelle varie de quelques *dizaines de watts* à quelques *kilowatts*. Ils doivent, d'autre part, être faciles à isoler pour assurer une très bonne sécurité à l'utilisateur de ces appareils. C'est pourquoi ces réseaux utilisent des *basses tensions*.
Par ailleurs, la faible puissance consommée par les appareils alimentés par ces réseaux conduit à assurer une bonne continuité du service, tout en se limitant à l'utilisation de structures simples, peu onéreuses et facile à contrôler.
- **Les réseaux industriels** : ce sont des réseaux d'utilisation nécessitant des puissances relativement élevées. Ils peuvent alors utiliser soit des basses tensions de la gamme 500-600 volts, soit même des moyennes tensions de l'ordre de 5.5 à 6 kV.
Ces réseaux sont généralement intérieurs aux usines.
- **Les réseaux de distribution** : ils ont pour fonction de fournir aux réseaux d'utilisation la puissance dont ils ont besoin.
- **Les réseaux de répartition** : ils fournissent la puissance aux réseaux de distribution, mais ne peuvent la transiter que sur des distances limitées à quelques dizaines de kilomètres. Les puissances qu'ils transportent sont de plusieurs dizaines de mégawatts,

ce qui nécessite l'utilisation de hautes tensions. Ces réseaux seraient plutôt à considérer comme du transport.

- **Les réseaux de transport** : ils assurent l'alimentation de l'ensemble du territoire, grâce à des transits de puissances importantes atteignant des centaines de kilomètres. Ils sont constitués de lignes dont la capacité de transit est du même ordre que la puissance d'un des plus gros groupes générateurs, ou que celle absorbée par une ville importante. de plus, leur structure est conçue pour assurer une grande sécurité d'alimentation. Notons que ces structures englobent une partie des réseaux HT et les réseaux THT.
- **Les réseaux d'interconnexion** : ils constituent des liaisons entre réseaux de transport puissants, ayant un double rôle :
 - **de sécurité**, en permettant le secours réciproque des réseaux dans le cas où un incident dans l'un d'entre eux le prive de sources importantes ;
 - **économique**, grâce à des échanges en fonction des prix de revient relatifs de l'énergie produite par les différents réseaux, et dans le but est de minimiser le cout total de production. Les réseaux d'interconnexion utilisent la même gamme de tension que les réseaux de transport.

1.1.6. Structure topologique des réseaux

Si les réseaux doivent assurer le transit d'une certaine puissance, ils doivent le faire avec une sécurité suffisante. Il y a différents types de réseaux : [3]

- **Les réseaux radiaux** : ils sont, à partir d'un poste d'alimentation, constitués de plusieurs artères, dont chacun va en se ramifiant, mais sans jamais retrouver de point commun. C'est la structure d'un arbre, chaque artère constituant le tronc. Les réseaux radiaux sont de structure simple et peuvent être contrôlés et protégés par un appareillage simple. Ce sont les réseaux les moins onéreux.
- **Les réseaux bouclés** : ils sont alimentés à la fois par plusieurs sources (en général 2 ou 3). Les lignes les reliant appelées «boucles» n'ont pas de discontinuité, de sorte que ces sources débitent en parallèle.

Le nombre de boucles est toujours réduit, et chacune comporte des *dérivations* plus ou moins ramifiées.

L'existence de plusieurs sources en parallèle augmente la sécurité d'alimentation, en cas d'avarie de l'une d'elles (transformateur), ou en cas d'avarie sur une boucle. Dans ce dernier cas, le tronçon avarié est isolé et les deux fractions du réseau, de part et d'autre de ce tronçon, sont exploitées momentanément en réseaux radiaux. La sécurité est d'autant mieux assurée que les boucles sont divisées en un plus grand nombre de tronçons, reliés par des disjoncteurs. Mais le cout du réseau en est augmenté d'autant.

Les réseaux bouclés sont souvent utilisés pour la répartition.

- **Les réseaux maillés** : ce sont des réseaux où toutes les lignes sont bouclées, formant ainsi une structure analogue aux mailles d'un filet. De plus, le nombre de sources débitant en parallèle plusieurs centaines.

Cette structure nécessite que tous les tronçons de lignes (ou de câbles) soient capables de surcharges permanentes, et qu'ils soient munis, à leurs deux extrémités, d'appareils de coupure, les isolant en cas d'avarie (fusibles sur les réseaux BT, disjoncteurs sur les réseaux de transport).

Les réseaux maillés sont utilisés :

- Pour les réseaux de distribution BT de centres urbains très denses.
- Pour les réseaux de transport.

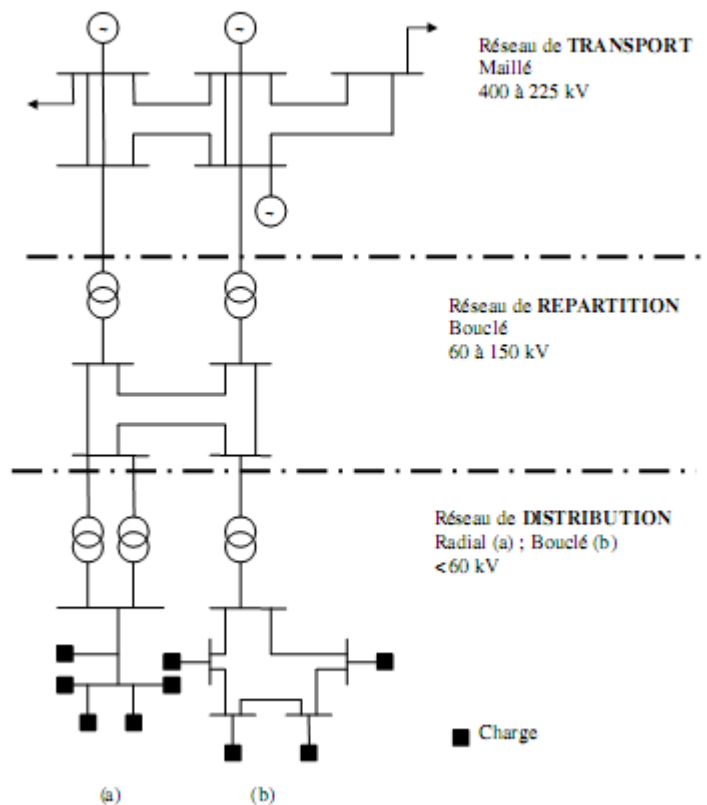


Figure 1.4 : Architecture type de réseau

1.1.7. Système électrique

La pénétration de l'électricité dans le bilan énergétique n'a pu se produire que par la réalisation et le développement de ce qu'on appelle le système électrique. Celui-ci est constitué d'abord de l'ensemble des moyens de production que sont les centrales de divers types, situées en différents lieux d'un territoire, ensuite d'un réseau de transport par lequel l'énergie est transmise des centrales aux zones de consommation, enfin de réseaux de distribution qui, dans chacune de ces zones, la répartit entre les nombreux consommateurs disposant d'appareils électriques variés.

Le cadre géographique d'un système électrique est en général celui d'un pays ou une région d'un grand pays. Il a tendance à s'élargir de plus en plus par le jeu des interconnexions, jusqu'à devenir international au sein d'un continent.

L'électricité est avant tout une énergie de réseau. Dans le système électrique le réseau joue un rôle essentiel au point que souvent le terme de réseau se substitue à celui de système électrique [5].

1.1.8. Complémentarité des moyens de production

Les moyens de production d'électricité sont regroupés en un certain nombre de centrales. On appelle centrale l'ensemble de plusieurs unités de production installées sur un même site. Ce terme vient de l'époque d'avant le transport d'électricité sur longues distances, où l'unité de production se trouvait au centre du réseau de distribution en courant continu sur courte distance.

Le transport d'électricité à longue distance a donné accès à des sources de différents types, mais éloignées des zones de consommation pour des raisons géographiques ou économiques.

- Les centrales hydrauliques se subdivisent en plusieurs catégories selon les caractéristiques des chutes d'eau : centrales au fil de l'eau, ouvrages d'éclusée, centrales de lac, et stations de pompage.
- Les centrales thermiques à flamme se distinguent par la nature du combustible fossile utilisé : centrales à fioul, à charbon, à gaz, ou utilisant la biomasse.
- Les centrales nucléaires sont de plusieurs types selon la conception du réacteur: centrales graphite-gaz, à eau lourde, à eau ordinaire sous pression, à neutrons rapides, à haute température, etc.
- Les moyens décentralisés comprennent les unités de micro-hydraulique, les aérogénérateurs et les toits photovoltaïques.

Tous ces moyens de production sont très différents par leur niveau de puissance, leur régime de fonctionnement, continu ou intermittent, leur localisation, proche ou lointaine des centres de consommation, leur performance économique qui impose un fonctionnement soit en base, soit en pointe, soit en régime intermédiaire. De ce fait, ils sont complémentaires dans leur rôle pour satisfaire la demande d'électricité sur le réseau auquel ils sont connectés. Ils sont aussi complémentaires par la diversité de nature des énergies primaires utilisées : hydraulique, combustibles fossiles divers, biomasse, énergies éolienne et solaire. L'ensemble de ces moyens constitue le parc de production. La composition de ce dernier résulte d'un choix d'investissement périodiquement renouvelé pour ajuster la production à la croissance de la demande [5].

1.1.9. Contraintes et avantages du réseau

Dans le système électrique, le réseau est le lien entre les sites peu nombreux où sont concentrés les moyens de production et les multiples utilisateurs dispersés sur le territoire. Par ses fonctions de transport, de répartition et de distribution de l'énergie, il joue un rôle essentiel dans la satisfaction des contraintes qu'imposent les utilisateurs et auxquelles doit faire face la production. Les contraintes du réseau sont les suivantes : [5]

- Adapter à tout moment et en tout point la production à la demande d'électricité :

Les variations continues de celle-ci sont parfois très fortes et très rapides, et, si l'électricité se transmet instantanément, en revanche elle ne peut pas être stockée, du moins directement, en quantités significatives. C'est la mise en commun, quel que soit leur éloignement, de groupes de production de régime de fonctionnement différent, et aussi les échanges d'énergie résultant de l'interconnexion avec les réseaux étrangers, qui permettent de moduler de façon adéquate la production.

- Assurer la sécurité d'alimentation :

Il s'agit d'éviter, dans la mesure du possible, toute interruption du courant pour chaque utilisateur. En cas de panne d'un groupe, la souplesse de fonctionnement des autres groupes couplés sur le réseau, le recours aux réseaux voisins interconnectés, mais aussi l'existence d'une réserve de puissance constituée par des groupes prêts à démarrer immédiatement ou dans des délais assez courts, ou tournant au minimum technique (réserve tournante), sont autant de moyens capables d'éviter une défaillance

d'alimentation. En cas d'interruption d'une ligne du réseau, le maillage de ce dernier permet de faire circuler l'énergie par d'autres circuits.

- Assurer la qualité du service :

La qualité du service est définie dans les clauses contractuelles entre distributeur d'électricité et utilisateur. Celles-ci varient selon la nature des appareils alimentés. Outre le temps d'interruption programmé ou fortuit, qui relève de la sécurité d'alimentation, elles portent sur :

- le respect de la chute de tension maximale acceptable pour ne pas dégrader les appareils et les irrégularités de tension en général ;
- le maintien de la fréquence ;
- le niveau des harmoniques des courants alternatifs.

- Fournir l'électricité au meilleur coût :

La diversité des coûts marginaux de fonctionnement des groupes de production installés sur le réseau permet, selon les conditions quotidiennes, d'appeler les groupes aux coûts les moins élevés, et par là de bénéficier globalement de l'énergie la moins chère possible. Par ailleurs, l'extension d'un réseau ou son interconnexion avec d'autres se traduit par une réduction en valeur relative de la puissance de réserve, donc de l'investissement total de puissance installée.

Le réseau fait face à ces diverses contraintes par des dispositifs de réglage et de protection et par des modes de gestion très élaborés. Ces derniers résultent *d'optimisations* successives qui aboutissent au plan de production établi la veille pour le lendemain en fonction des disponibilités prévisibles des groupes et des lignes de transport, ainsi que des coûts marginaux de production.

D'une façon générale, l'avantage du réseau est de tirer bénéfice d'une certaine compensation statistique des variations prévisibles ou fortuites survenant dans le système électrique. Cela est vrai de la production en raison des arrêts de groupes, mais aussi de la consommation à cause du foisonnement des appareils, des décalages horaires ou des différences climatiques entre régions d'un même pays. Le réseau met aussi à profit les opportunités offertes par la diversité et la complémentarité des moyens de production pour assurer l'alimentation en énergie avec une sécurité maximale et un coût minimal. L'interconnexion avec les réseaux étrangers procède du même intérêt grâce à l'effet d'économies d'échelle.

1.1.10. Réglage et protection des réseaux

Certaines contraintes sont imposées aux réseaux pour satisfaire à la qualité de service requise par la clientèle, pour protéger les équipements de production et de transport et les appareils des consommateurs, pour maintenir la stabilité de fonctionnement, notamment pour éviter la situation catastrophique d'un effondrement total ou partiel du système électrique. Elles ont trait principalement au maintien de la fréquence et de la tension. En situation normale, les réglages de ces deux paramètres sont considérés comme quasiment indépendants [5].

1.1.10.1. Réglage de la fréquence

La fréquence de référence est imposée par les groupes de production qui restent synchrones en régime stable. La faiblesse de l'inertie mécanique à la fois des groupes de

production et des moteurs, qui sont liés au sein du système électrique, et la grande vitesse de propagation des perturbations sur le réseau entraînent un couplage dynamique très fort entre les moyens de production et les charges. Autrement dit, dans le processus d'ajustement de la production à la demande, tout écart entre la puissance appelée (puissance active) et la puissance mécanique des turbines entraînant les alternateurs provoque des variations de vitesse de ces derniers, donc de la fréquence du réseau. Le réglage de la fréquence est global pour l'ensemble du réseau puisque la fréquence doit avoir une valeur unique ; par ailleurs, il est étroitement lié à celui de la puissance active.

Afin d'éviter qu'une variation de fréquence entraîne des modifications dans la répartition des productions des groupes, des surcharges sur certaines lignes et des pertes de stabilité des machines, la fréquence doit rester au voisinage de sa valeur de référence. Si contractuellement la fréquence doit être tenue à 1 Hz, les écarts observés en exploitation sont beaucoup plus faibles, de l'ordre de 0,1 Hz.

Le réglage de la fréquence dans le cas de la stabilité statique, c'est-à-dire d'une variation normale de la charge, s'effectue à trois niveaux, échelonnés dans le temps [5].

Le réglage primaire agit automatiquement, en quelques secondes, sur chaque groupe au moyen d'un régulateur de vitesse ; on obtient ainsi une stabilisation dans le réseau de transport, mais à une fréquence différente de la fréquence de référence.

Le réglage secondaire intervient après le réglage primaire, en un temps de l'ordre de la minute ; il agit automatiquement, mais de façon centralisée dans chaque pays, sur quelques-uns des groupes de production ; il met en œuvre un asservissement de la variation de la puissance fournie par ces groupes à l'écart de phase ; il permet de rétablir la fréquence de référence et les échanges contractuels de puissance active entre réseaux interconnectés.

Le réglage tertiaire ou réglage par la réserve tournante est utilisé dans le cas où les deux réglages précédents ont atteint leur limite. La réserve tournante est constituée de groupes en attente d'intervention, capables en une dizaine ou quelques dizaines de minutes d'apporter la puissance supplémentaire au réseau, nécessaire à la reprise des réglages primaire et secondaire sur les autres groupes.

Dans le cas de la stabilité dynamique, c'est-à-dire lorsque survient brusquement le déclenchement d'un groupe de production ou d'un ouvrage de transport, la réserve tournante se substitue rapidement au groupe défaillant ; on rétablit ainsi un équilibre géographique des moyens de production pour éviter des perturbations dans la stabilité du réseau ou la surcharge de certaines lignes.

Toutefois la stabilité dynamique pose des problèmes beaucoup plus difficiles sur les petits réseaux : la perte de l'un des plus gros groupes de production en service peut entraîner un écart de fréquence inacceptable conduisant à l'effondrement du réseau. Cela est, un facteur limitatif de la taille des groupes que l'on peut installer sur de tels réseaux.

1.1.10.2. Réglage de la tension

Dans les réseaux de transport, on cherche à maintenir un niveau de tension aussi élevé que possible dans la limite des contraintes techniques relatives surtout à l'isolation des lignes ; non seulement on réduit ainsi les pertes, mais on favorise la stabilité des groupes de production, donc la sécurité du réseau.

Or les transits de puissance réactive entraînent des chutes de tension importantes. Il s'agit d'éviter ces transits, et à cet effet d'établir dans la mesure du possible un équilibre local entre les puissances réactives produites et celles consommées. Le réglage de la tension s'effectue donc localement, la valeur de la tension pouvant être légèrement différente selon les points du réseau. On ne dépasse pas en régime normal 245 kV sur le réseau 225 kV, et 420 kV sur le réseau 400 kV.

Dans les réseaux de distribution, on souhaite pour des raisons de qualité de service maintenir la tension le plus près possible de sa valeur nominale, éviter les creux qui diminuent le rendement des machines des clients, et surtout les surtensions susceptibles de dégrader leurs matériels. En effet, les directives sont les suivantes :

- en moyenne tension, le courant sera délivré aux clients dans une plage de tension de plus ou moins 5 % autour de la valeur contractuelle de livraison ;
- en basse tension, la plage de tension autorisée autour de 230 V est de plus 6 % et moins 10 %.

Le réglage dynamique, fin et rapide de la tension des réseaux de transport est assuré par les groupes de production qui satisfont aux besoins de puissance réactive grâce aux systèmes d'excitation des alternateurs.

La coordination de l'ensemble des moyens de réglage de la tension est une question difficile. Lorsque le réseau est fortement chargé, le comportement dynamique des charges et des systèmes de régulation peut provoquer des perturbations locales qui progressivement s'étendent à tout le réseau, et conduisent à l'effondrement de tout ou partie du système électrique [5].

1.1.10.3. Protection des réseaux

Les réseaux sont soumis à des agressions extérieures comme le foudroiement, les tempêtes et cyclones. Ils peuvent aussi subir des avaries à la suite de surtensions lors de régimes transitoires. Des court-circuits s'établissent alors entre les conducteurs sous tension et la terre. Des automatismes de protection agissant en quelques dixièmes de seconde isolent le tronçon du réseau où s'est produit le défaut. Ce délai est suffisamment court pour éviter des échauffements néfastes du matériel ; toutefois la perturbation due au court-circuit met à rude épreuve les systèmes de réglage du réseau. Lors d'incidents de ce genre où le courant est reporté sur d'autres branches du réseau, les surcharges qui en résultent sont en général techniquement acceptables puisque le dimensionnement économique des lignes laisse une marge très importante avant que la contrainte thermique ne soit atteinte.

Par ailleurs, dans certaines situations accidentelles au sein d'une zone du réseau, une chute brusque de fréquence risque d'entraîner le déclenchement des groupes sous l'action de leurs propres protections, et par suite la mise hors tension de toute la région concernée.

Face à une éventualité aussi grave, la seule façon d'agir est de procéder à un délestage rapide de consommateurs dans cette zone. À cette fin, les postes à moyenne tension sont équipés de relais de délestage automatique sur baisse de fréquence. La fréquence de référence étant 50 Hz, il existe sur les réseaux de distribution quatre échelons de délestage entre 49 et 47,5 Hz qui correspondent à la mise hors tension progressive de consommateurs classés par priorité croissante [5].

1.2. Présentation générale des réseaux

La fonction principale des réseaux de distribution et de transport est d'assurer la mise en commun de tous les moyens de production pour fournir l'énergie électrique aux différents utilisateurs. Les points de production sont des centrales qui produisent l'énergie électrique provenant de diverses sources d'énergie primaire : nucléaire, hydro-électrique, charbon . . . et naturellement les énergies renouvelables : éolienne, PV. . . [6]

Traditionnellement, les réseaux électriques sont décomposés en trois sous-systèmes : la génération, le transport et la distribution. Chaque sous-système est relié par des postes chargés de l'adaptation des niveaux de tension [7]. Traditionnellement, ces réseaux utilisent des courants alternatifs à basse fréquence (50 Hz ou 60 Hz) [6].

Nous distinguons trois types de réseaux électriques : [6]

Les réseaux de transport et d'interconnexion : qui ont pour mission de collecter l'énergie produite par les centrales et de l'acheminer avec les flux les plus importants possibles vers les zones de consommation afin de permettre une exploitation sûre et économique des moyens de production. Le niveau de tension dépend du pays, mais normalement, le niveau de tension est établi entre 220 kV et 800 kV (exemple 765 kV en Afrique du sud) [8].

Les réseaux de répartition : qui reçoivent l'énergie des réseaux de transport et leur rôle est de mener l'électricité aux villes et aux importants clients industriels, Le niveau de tension de ces réseaux est entre 45 kV et 160 kV, ils assurent la desserte des points de livraison à la distribution [6].

Les réseaux de distribution : qui desservent les postes de distribution publique, alimentant les réseaux en basse tension, et les postes clients. Le niveau de tension est entre 4 kV à 45 kV pour la moyenne tension et quelques centaines de volts pour la basse tension (230/400 V) [6]. Toute défaillance sur ces réseaux peut entraîner des défauts d'alimentation sur des zones étendues, des chutes de tension importantes ou même des pertes de synchronisme des alternateurs de centrales. Des dispositions sont prises afin qu'un incident ou une avarie sur une unité de production ou une ligne de transport n'ait que peu ou pas de répercussion sur les utilisateurs. Ils sont aujourd'hui équipés de systèmes de protection très élaborés, sélectifs, permettant l'élimination des défauts pouvant les affecter et ainsi nuire à la fois et à la qualité de fourniture, à la sécurité des biens et des personnes. Dans un pays, les réseaux de transport et de distribution publics assurent le transfert d'énergie électrique de points de production aux points de consommation [6].

1.2.1. Le réseau de transport

Ces réseaux lient les principaux centres de production avec les zones de consommation. La tension dépend du pays, mais usuellement, le niveau de tension pour le transport est établi entre 220 kV et 800 kV.

Les distances géographiques entre centres de production et centres de consommation, la variabilité ou la versatilité de la charge et l'impossibilité de stocker l'énergie électrique en grande quantité ont créé le besoin d'un système électrique capable de transmettre l'énergie électrique sur de longues distances. Ces lignes de transport et d'interconnexion peuvent avoir des milliers de kilomètres [6].

Les missions des réseaux de transport sont : [6]

- **Le transport d'énergie** : Une fonction de transmission avec l'objectif d'acheminer l'électricité depuis les centres éloignés de production vers les centres de consommation ;
- **L'interconnexion nationale** : Une fonction d'interconnexion nationale qui gère la distribution en reliant la production avec la situation géographique et la nature des demandes temporaires ;
- **L'interconnexion internationale** : Une fonction d'interconnexion internationale pour échanger des puissances et favoriser la solidarité des systèmes en cas d'urgence.

Le niveau de tension doit être élevée car les pertes Joules sont inversement proportionnelles au carré de la tension ($P_j = k/U^2$) pour une puissance de service constante où (U) est la tension du réseau et (k) une constante qui dépend des lignes. Le transport d'énergie électrique peut être réalisé avec des liaisons à courant continu (HVDC) ou à courant alternatif (AC). Les lignes AC pour les longues distances ont des inconvénients liés aux problèmes de stabilité et de compensation de l'énergie réactive pour conserver un bon niveau de tension. Les liaisons à courant continu n'ont pas ces problèmes et ont même des avantages économiques (lignes moins chères pour les mêmes conditions de transport sur des distances suffisamment longues) [6].

Enfin, le réseau de transport est constitué essentiellement de lignes aériennes de forte section, avec des sections des lignes variant de 570 mm^2 à 1200 mm^2 [9], [10], [11]. Cependant nous rencontrons aussi des réseaux de transport (225 kV) en câble souterrain de longueur limitée à quelques kilomètres pour l'alimentation des zones urbaines. Ces lignes et câbles de réseau de transport sont généralement à structure maillée pour garantir la continuité de service et de fourniture d'une part, et pour augmenter la puissance de court-circuit d'autre part.

Cependant, la nécessité de maintenir les courants de court-circuit à un niveau acceptable conduit de plus en plus, les exploitants à démailler de façon permanente, en un certain nombre de poches indépendantes [6].

1.2.2. Les réseaux de répartition

Le but de ces réseaux est d'amener l'énergie du réseau de transport aux centres de consommation d'énergie les plus importants. Ces centres de consommation sont publics ou privés (plus de 10 MVA), essentiellement des industries de l'acier, des produits chimiques, le chemin de fer, pour ne citer que les plus importants. Leur niveau de tension, est souvent compris entre 45 kV et 160 kV [6].

Ils sont organisés normalement sous forme de boucles fermées (ou en chaînes) exploités parfois en boucle ouverte pour limiter la puissance de court-circuit ou éviter des déclenchements en cascade en cas de défaillance d'un poste source, et, avec un transit de l'énergie souvent bidirectionnel. La structure de ces réseaux est essentiellement aérienne. Par contre, lorsqu'ils sont proches des villes, les lignes deviennent des câbles enterrés sur des longueurs n'excédant pas quelques kilomètres [6].

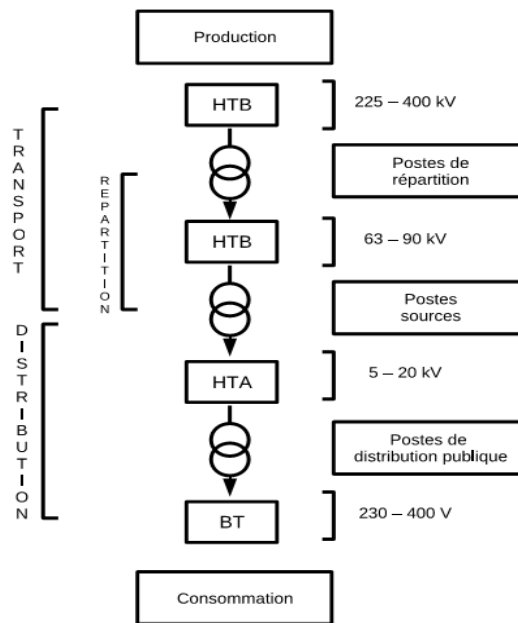


Figure 1.2. Schéma du réseau électrique.

1.2.3. Les réseaux de distribution haute tension

Les réseaux de distribution acheminent l'énergie électrique du réseau de répartition (ou de transport) aux clients résidentiels et aux petits clients industriels (pour les puissances comprises entre 250 kVA et 10 MVA). Les tensions des réseaux de distribution sont comprises entre 230 V à 400 V pour la basse tension et 4 kV à 45 kV pour la moyenne tension. La structure des réseaux de distribution est bouclable et exploitée en radial. Néanmoins, certains pays disposent de réseaux maillés et avec la possibilité d'une exploitation en boucle fermée [12].

En zone urbaine, ces réseaux sont en canalisations souterraines, exploités en coupure d'artère ou en double dérivation pour les réseaux denses. En zone rurale, les densités et conditions d'exploitation justifient généralement le maintien des réseaux aériens à structure arborescente [6].

1.2.4. Les réseaux de distribution en moyenne tension

Le but de ces réseaux est d'amener l'énergie du réseau de répartition aux points de la consommation en moyenne tension. Ces points de consommation moyenne tension sont : centres de consommations publics d'accès ou privés. La structure de ces réseaux est aérienne ou avec des câbles enterrés, et le niveau de tension de ces réseaux est inférieur à 40 kV [6].

1.2.5. Les réseaux de distribution en basse tension

Le but de ces réseaux est d'amener l'énergie du réseau de moyenne tension aux points de la consommation en BT, il est le niveau final dans la structure électrique. Ce réseau permet de fournir à un très grand nombre de consommateurs du secteur domestique. Le niveau de tension de ce réseau est entre 100 et 400 V [11], [13].

Le choix du niveau de tension et de la fréquence dépend de résultats techno-économiques et de considérations historiques. Donc chaque pays a ses différents niveaux de tensions et aussi ses fréquences [6].

1.2.6. Le réseau de distribution HTA

Le réseau de distribution moyenne tension commence à partir du poste source HTB/HTA d'où partent plusieurs départs HTA constitués d'un ensemble de conducteurs et d'appareils de coupure qui alimentent les charges moyenne tension ou les postes de distribution publique (HTA/BTA) [1].

1.2.7. La source d'alimentation

L'alimentation des réseaux industriels peut être réalisée, soit :[2]

- en HTB, ce qui signifie que la tension est supérieure à 50 kV, en général 63 kV, 90 kV ou 225 kV.

- en HTA, ce qui signifie que la tension est comprise entre 1 kV et 50 kV, en général 5,5 kV, 10 kV, 15 kV, 20 kV ou 33 kV.- en BTA, ce qui signifie que la tension est inférieure à 1 kV, en général 400 V.

La tension de la source d'alimentation est liée à la puissance de livraison. Le tableau 1.1 indique les niveaux de tensions d'alimentation en fonction de la puissance souscrite.

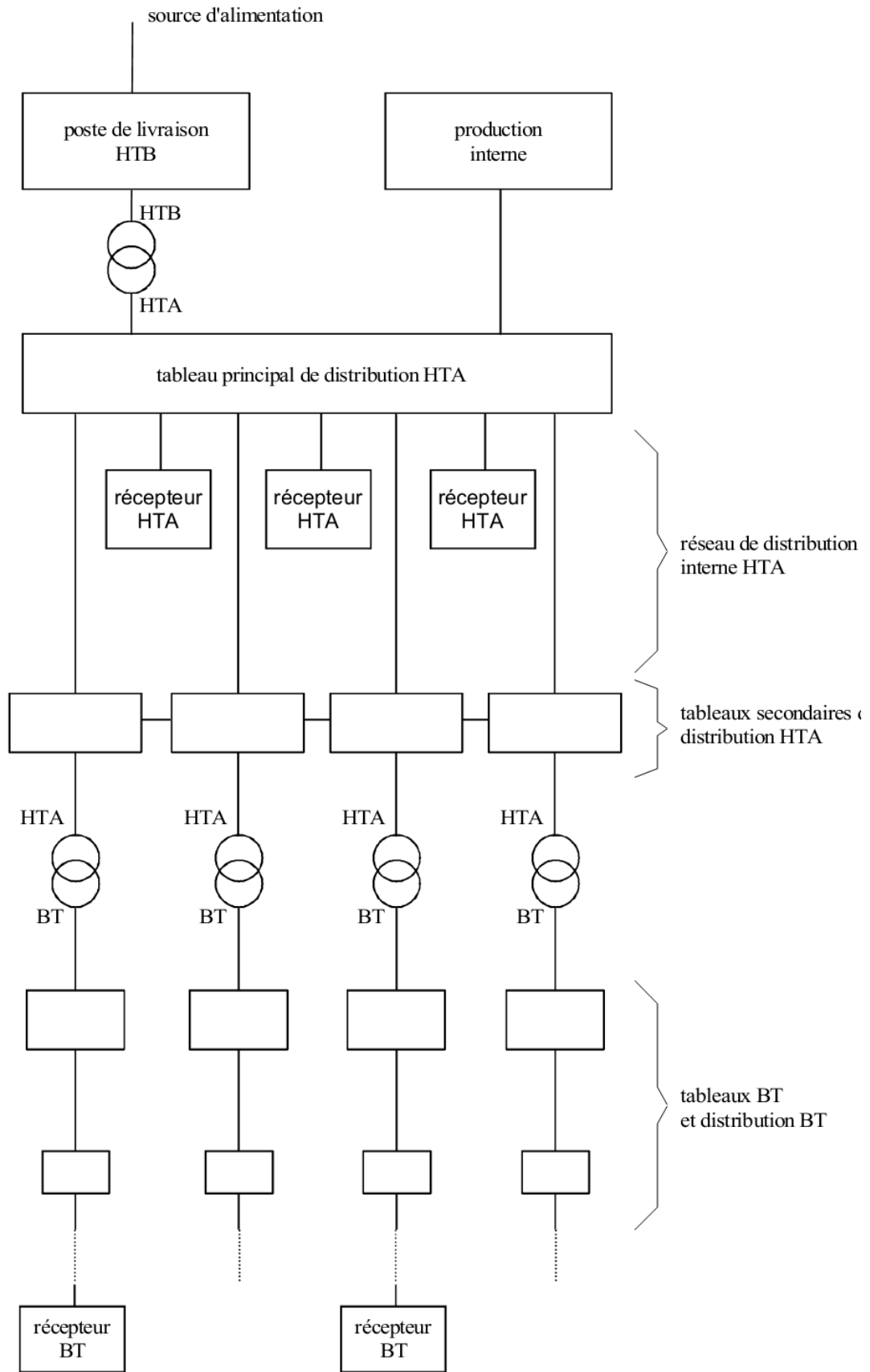


Figure 1.6. Structure générale d'un réseau de distribution

Tableau 1.1 : niveaux de tension d'alimentation en fonction de la puissance souscrite

tension d'alimentation	puissance de livraison			
	0	250 kVA	10000 kVA	40000 kVA
BTA	[Barre grise de 0 à 250 kVA]			
HTA	[Barre grise de 250 kVA à 10000 kVA]			
HTB 63 kV ou 90 kV	[Barre grise de 10000 kVA à 40000 kVA]			
HTB 225 kV	[Barre grise de 40000 kVA à l'infini]			

1.2.8. Les postes de livraison HTB

Ils concernent généralement les puissances supérieures à 10 MVA. L'installation du poste de livraison est comprise entre : [2]

- d'une part, le point de raccordement au réseau de distribution HTB
- d'autre part, la borne aval du ou des transformateurs HTB / HTA

Les schémas électriques des postes de livraison HTB les plus couramment rencontrés sont les suivants : [2]

1.2.8.1. Simple antenne

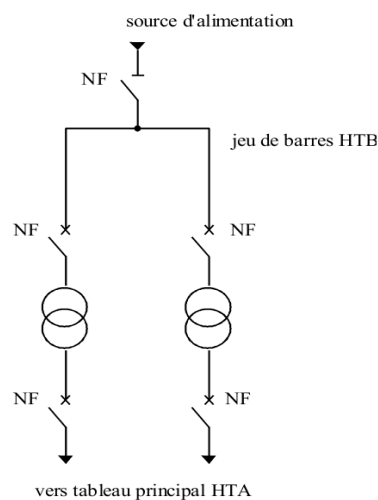


Figure 1.7. Alimentation simple antenne d'un poste de livraison HTB

Son avantage consiste en son Coût minimal, alors que son inconvénient est sa faible disponibilité [2].

1.2.8.2. Double antenne

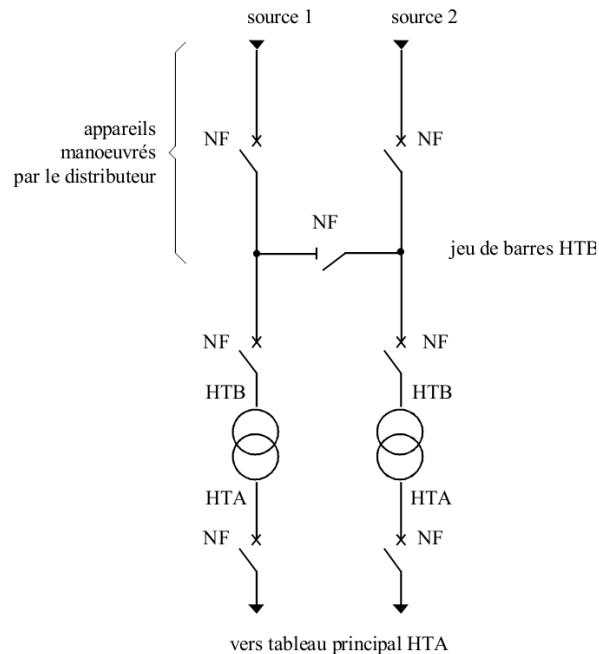


Figure 1.8. Alimentation double antenne d'un poste de livraison HTB

a. Mode d'exploitation : [2]

- Normal : Les deux disjoncteurs d'arrivée des sources sont fermés, ainsi que le sectionneur de couplage. Les transformateurs sont donc alimentés par les 2 sources simultanément.

- Perturbé : En cas de perte d'une source, l'autre source assure la totalité de l'alimentation.

Avantages : [2]

- Bonne disponibilité, dans la mesure où chaque source peut alimenter la totalité du réseau

- Maintenance possible du jeu de barres, avec un fonctionnement partiel de celui-ci

Inconvénients : [2]

- Solution plus coûteuse que l'alimentation simple antenne

- Ne permet qu'un fonctionnement partiel du jeu de barres en cas de maintenance de celui-ci.

1.2.8.3. Double antenne- double jeu de barres :

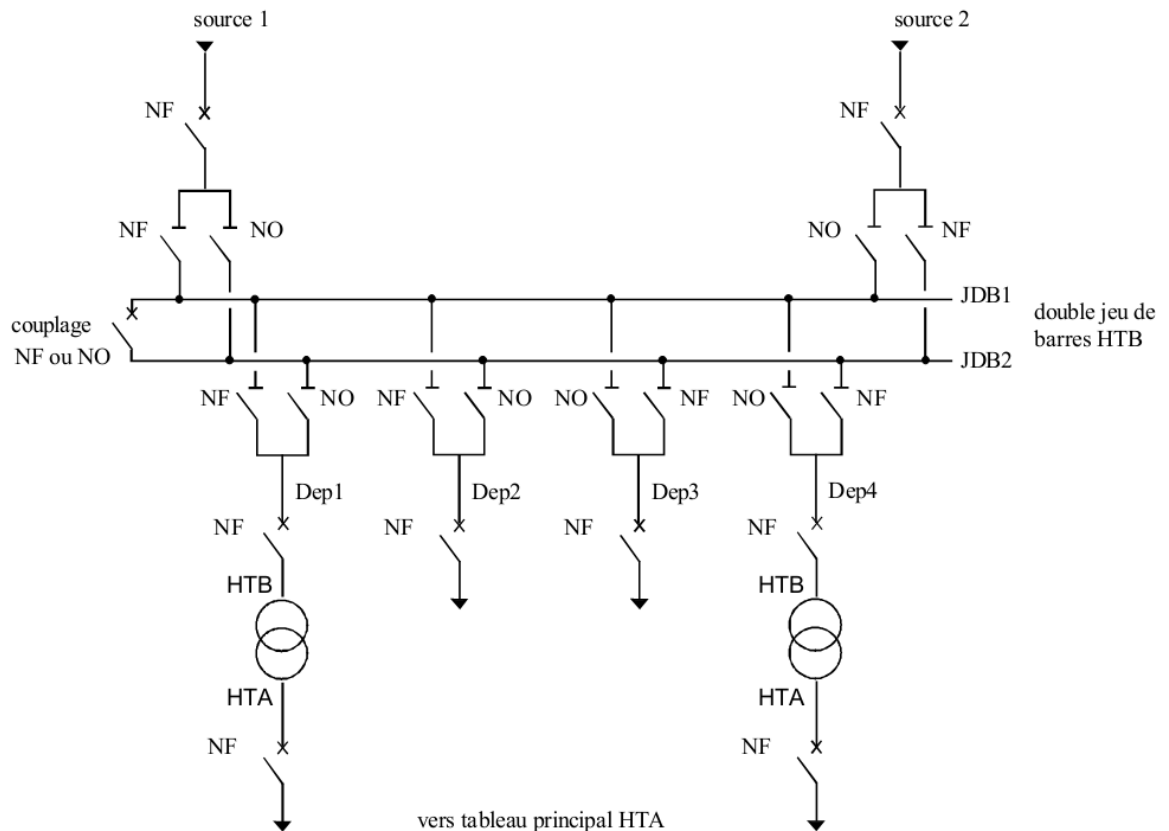


Figure 1.9. Alimentation double antenne - double jeu de barres d'un poste de livraison HTB

a. Mode d'exploitation :

- Normal : La source 1 alimente, par exemple, le jeu de barres JDB1 et les départs Dep1 et Dep2.

La source 2 alimente, par exemple, le jeu de barres JDB2 et les départs Dep3 et Dep4.

Le disjoncteur de couplage peut être maintenu fermé ou ouvert.

- Perturbé : En cas de perte d'une source, l'autre source assure la totalité de l'alimentation.

En cas de défaut sur un jeu de barres (ou maintenance de celui-ci), le disjoncteur de couplage est ouvert et l'autre jeu de barres alimente la totalité des départs [2].

Avantages :

- Bonne disponibilité d'alimentation
- Très grande souplesse d'utilisation pour l'affectation des sources et des charges, et pour la maintenance des jeux de barres
- Possibilité de transfert de jeu de barres sans coupure (lorsque les jeux de barres sont couplés, il est possible de manoeuvrer un sectionneur si son sectionneur adjacent est fermé).

Inconvénient :

- Surcoût important par rapport à la solution simple jeu de barres

1.2.9. Milieu urbain, milieu rural

Dans le réseau de distribution, les principales contraintes dépendent de la répartition géographique des charges. Ainsi, un milieu rural se caractérise-t-il par une densité de charge faible répartie sur une grande zone. On a donc de grandes longueurs de conducteurs, souvent aériens. Ainsi, les problèmes qui peuvent intervenir dans les réseaux ruraux sont principalement liés aux chutes de tension admissibles en bout de ligne.

Un milieu urbain, quant à lui, est caractérisé par une densité de charge élevée avec des longueurs de conducteurs faibles. Ainsi, les puissances appelées sont importantes et les problèmes qui peuvent intervenir sont principalement liés aux courants admissibles dans les conducteurs [11].

L'architecture des réseaux de distribution ainsi que le placement des appareils de coupure dépend de plusieurs paramètres technico-économiques comme le type de zone (rurale ou urbaine), la qualité de service désirée (temps moyen de coupure par client) et donc l'investissement que l'on est prêt à engager [1].

Les premiers systèmes de distribution HTA au début du XXème siècle étaient constitués de réseaux triphasés courts et le plus souvent aériens. Le neutre du réseau était souvent isolé de la terre. Les défauts non permanents susceptibles de se produire étaient en général auto-extincteurs (qui disparaissent spontanément en un temps très court, inférieur à 100 ms, sans provoquer le déclenchement des organes de protection du réseau) car la capacité du réseau était très faible [1], [14].

Puis, le courant de défaut se mit à augmenter en raison de :

- l'augmentation des niveaux de tension,
- l'utilisation de câbles souterrains,
- la diminution des longueurs de réseaux issus d'une même source
- l'interconnexion d'ensembles initialement séparés.

Il constitua alors un danger pour l'homme à cause des élévations locales de potentiel qu'il provoquait [1], [15].

Dès lors, deux grandes tendances apparurent : le système nord-américain et le système européen : [1]

- en Amérique du Nord, le neutre fut directement relié à la terre régulièrement pour avoir de forts courants de court-circuit et ainsi pouvoir réaliser une détection et isolation des défauts reposant sur des logiques de protection de type fusibles,

- en Europe du Nord, le neutre fut mis à la terre par une réactance accordée à la capacité du réseau pour compenser le courant de défaut monophasé et pour pouvoir, le cas échéant, continuer d'alimenter les charges lors de défauts monophasés,

- en Europe du Sud, le neutre fut raccordé par une impédance pour réduire la valeur du courant de défaut à une valeur raisonnable,

- pour le reste du monde, l'une de ces tendances précédentes furent adoptées.

Le choix des modes de distribution de l'électricité de par le monde dépend de deux principaux critères : un critère géographique et humain (étendue du territoire, répartition de la population et les puissances à desservir entre autres) et un critère historique (les savoirs faire introduits pas les zones d'influence ou colonies) [1].

L'avantage du triphasé est qu'il permet le transport de la même quantité d'énergie avec une section conductrice totale plus petite qu'en monophasé. Ainsi toutes les structures rencontrées dans le monde ont au moins leur ossature principale en triphasée. Il peut cependant s'avérer que l'alimentation monophasée soit économiquement intéressante dans le cas, par exemple, de charges faibles et dispersées [1].

La qualité de service est encore plus importante en milieu urbain notamment à cause de certaines infrastructures qui ne doivent pas être déconnectées comme par exemple les hôpitaux. Le réseau est donc très souvent enterré à cause de ces contraintes d'encombrement et de qualité [1].

La principale différence entre les réseaux aériens et souterrains provient du fait que si le défaut est moins fréquent en souterrain, il est en revanche plus long à réparer. Par ailleurs, un nombre plus important de clients peut être affecté. L'exploitation est généralement en boucle ouverte. Cependant, on peut aussi trouver une exploitation maillée.

On trouve deux classes de structures : les structures à une voie d'alimentation ou encore appelées structures radiales ou en antenne (généralement dans les réseaux aériens) et les structures à deux voies d'alimentation ou en double dérivation [1], [11], [16], [17], [18].

1.2.10. Les réseaux ruraux

En milieu rural, on trouve des architectures arborescentes bouclables mais exploitées en radial. Les boucles peuvent se situer entre les postes HTB/HTA ou entre départs voisins (du même poste source). La Figure I-9 illustre la structure radiale [1].

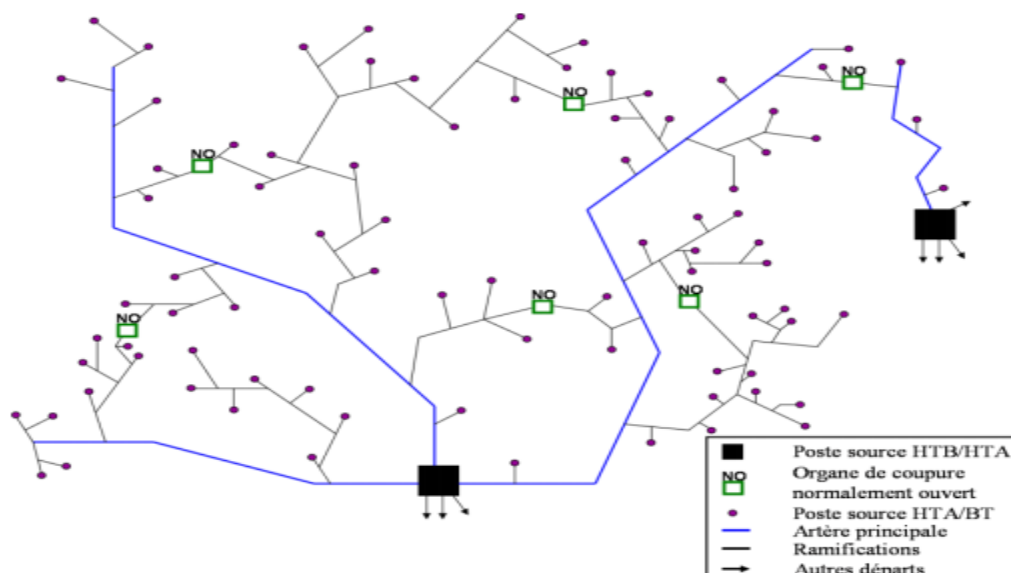


Figure 1.10. Réseau rural radial

1.2.11. Les réseaux urbains :

1.2.11.1. Réseaux en double dérivation simple

Le réseau radial en antenne est doublé à partir du jeu de barre du poste source HTB/HTA. Ainsi chaque transformateur HTA/BTA est connecté à un câble normal et à un câble de secours par le biais de dispositifs inverseurs comme le montre la Figure 1.11 C'est une structure difficilement exploitable manuellement mais facilement automatisable malgré les coûts [1].

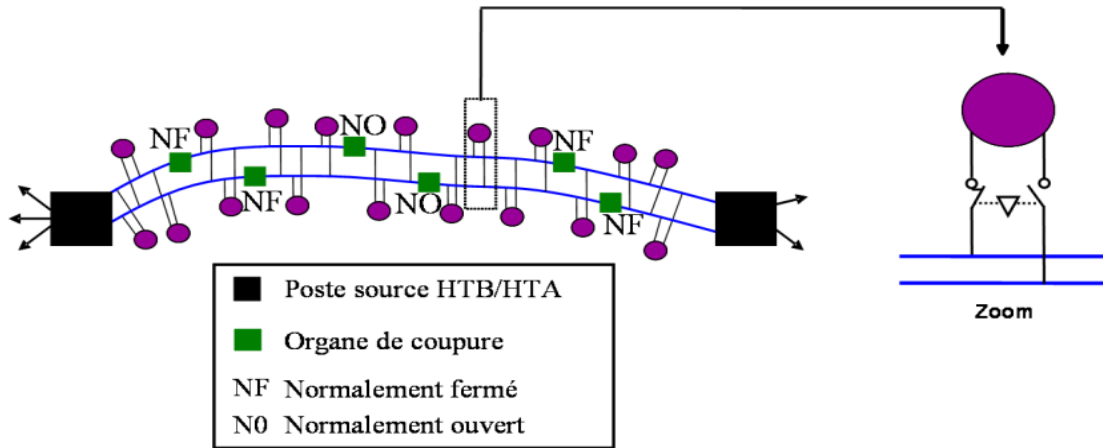


Figure 1.11 Réseau en double dérivation

1.2.11.2. Réseaux en dérivation multiples

Chaque poste source HTA/BTA ne dispose que de deux voies d'alimentation mais ces deux voies sont raccordées alternativement à entre trois et six câbles partant du poste source HTB/HTA. En cas de défaut, la charge peut être basculée soit sur un câble secours, soit sur les autres câbles (secours intégré) comme le montre la Figure 1.12 [1].

Dans tous les cas, on a intérêt à mettre un poste de coupure réparti tous les 10 à 15 postes HTA/BTA de façon à limiter les manœuvres lors de l'élimination du défaut. La Figure 1.12 donne un exemple d'un poste de coupure sur deux départs d'une structure en double dérivation multiple de la Figure 1.13 [1].

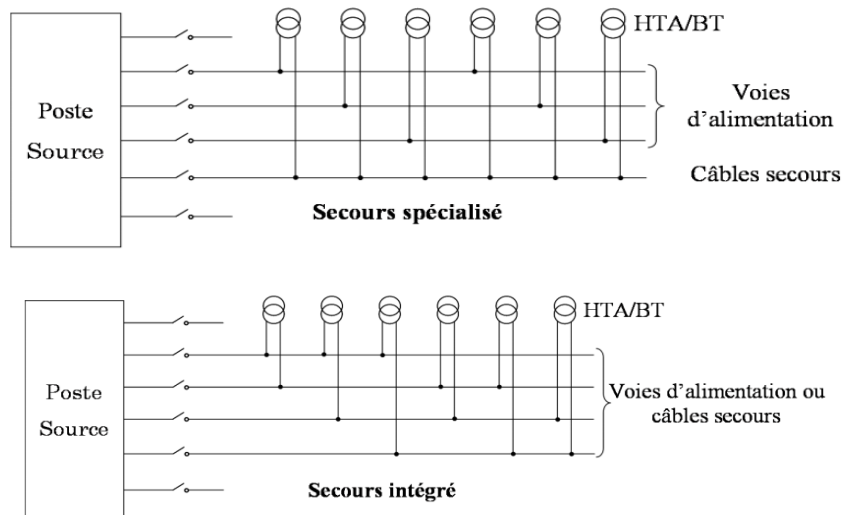


Figure 1.12 : Double dérivation multiple

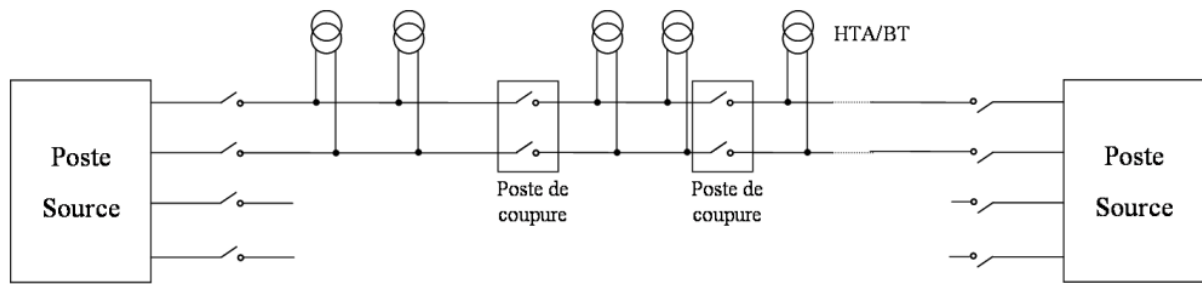


Figure 1.13 : Poste de coupure

Dans le cas de fortes densités de charges ou quand une qualité de service accrue est demandée, cette structure peut être envisagée [1].

1.2.11.3. Structures en coupure d'artère

Dans cette architecture, un câble part d'un poste source HTB/HTA, passe successivement par les postes HTA/BTA à desservir avant de rejoindre soit un autre poste source HTB/HTA, soit un départ différent du même poste source HTB/HTA, soit un câble secours [1].

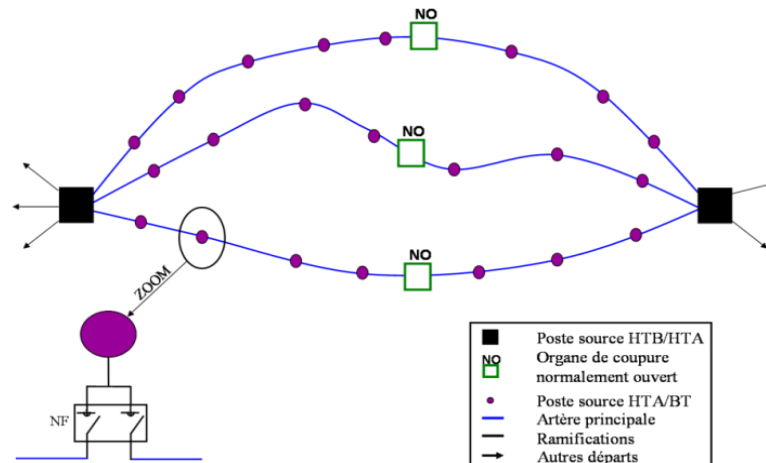


Figure 1.14 : Coupure d'artère

Au niveau des postes HTA/BTA, des interrupteurs sont placés de part et d'autre des postes sources. Ils sont tous normalement fermés sauf un qui permet l'exploitation radiale. Ainsi en cas de défaut sur un tronçon de câble, on peut l'isoler en ouvrant les deux interrupteurs qui l'encadrent. La fermeture de l'interrupteur normalement ouvert permet la réalimentation du reste des charges non touchées par ce défaut. Le Tableau 1.2 résume les avantages et inconvénients de la coupure d'artère [1].

Tableau 1.2. Avantages et inconvénients de la structure en coupure d'artère

Avantages	Inconvénients
<ul style="list-style-type: none"> ▪ Plus économique que la double dérivation ▪ Exploitation manuelle : temps d'intervention d'environ 1h 	Automatisation coûteuse et difficile mais qui sera amenée à se développer en raison de la baisse des coûts de transmission et des systèmes de gestion centralisée.

La coupure d'artère présente plusieurs variantes :

a. Le fuseau

Dans le cas du fuseau (Figure 1.15), tous les câbles issus d'un même poste convergent vers un même point appelé point de réflexion (PR sur la figure). Ce point pourrait constituer le lieu privilégié pour la création future d'un poste source HTB/HTA. Lorsqu'il s'agit d'un point de réflexion, alors il peut être intéressant de mettre un câble de secours. Dans ce cas, la structure est alors dite à secours spécialisé (un câble secours pour, au maximum six câbles « travail »). Cette structure est simple et son exploitation facile. Par ailleurs, la qualité de fourniture est bonne [1].

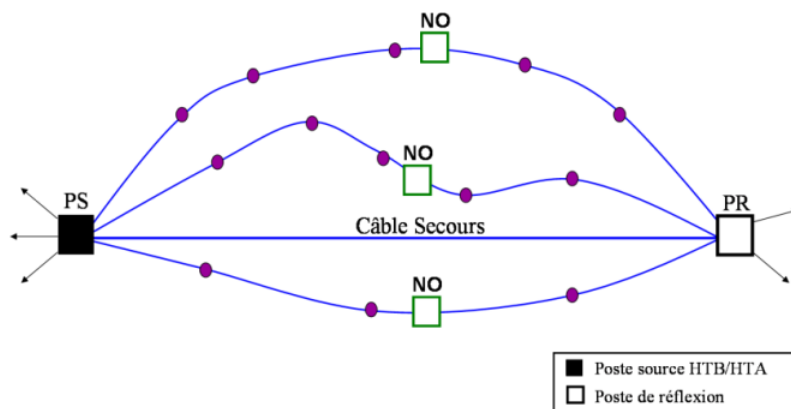


Figure 1.15 : Le fuseau

b. L'épi

Il s'agit d'une variante du fuseau où il y a plusieurs points de réflexion répartis sur le câble secours. Il n'y a pas plus de six câbles travail pour un câble secours. Les câbles de travail partent du poste source et rejoignent un câble de secours qui suit une certaine direction [1].

Le développement autour d'un même poste est économique et plus souple que le fuseau. En effet, cette structure tient compte de la réelle répartition des charges. La longueur des câbles de travail dépend de la répartition des charges alors que pour le fuseau, il faut tirer à chaque fois un câble depuis le poste source jusqu'au point de réflexion. La longueur des câbles est bien adaptée à la répartition des charges. On peut pallier une double indisponibilité et enfin ce réseau peut évoluer vers le fuseau [1].

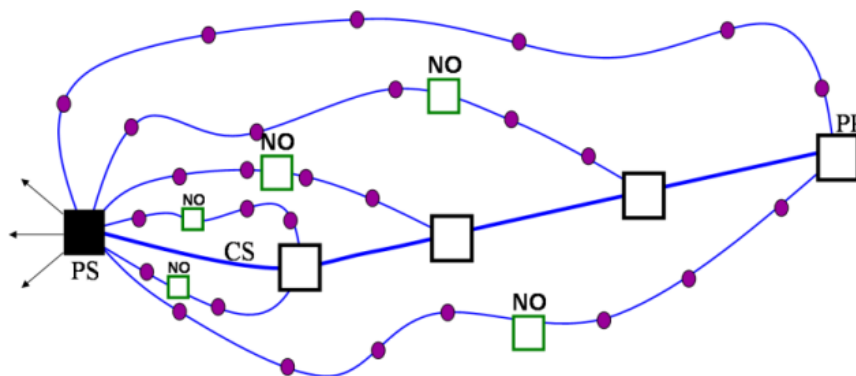


Figure 1.16. L'épi

c. La maille

Cette structure est composée de boucles alimentées directement par les sources HTB/HTA ou via des postes têtes de boucle reliés aux sources HTB/HTA par des conducteurs de section importante appelés câbles de structure. Les postes têtes de boucle ont la même structure que les postes source sauf qu'il n'y a pas de transformateur HTB/HTA. Des liaisons inter-boucles permettent le report de charge d'une boucle sur l'autre en cas de perte d'un câble de structure [1].

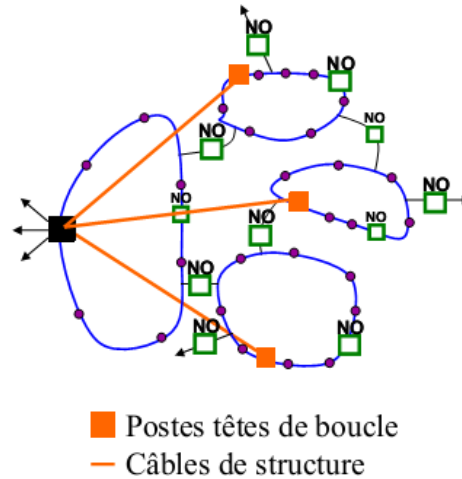


Figure 1.17. La maille

d. Boucles ou pétales de marguerite

Cette structure est pratique lorsque le centre de gravité des charges est excentré par rapport au poste source. Dans ce cas, on alimente un poste nommé poste tête de pétales par un ou deux départs issus du poste source HTB/HTA. Par ailleurs, la puissance des câbles est limitée à la puissance maximale divisée par deux pour que ceux-ci puissent tenir en cas de défaut. Contrairement à la maille, il n'y a plus de liaisons entre les boucles [1].

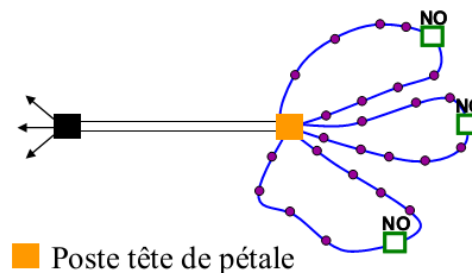


Figure 1.18. Boucles ou pétales de marguerite

e. Structure maillée

La structure maillée est composée de conducteurs intra postes et inter postes. Les conducteurs intra poste relient deux postes sources HTB/HTA. Les conducteurs inter poste relient des conducteurs intra poste entre eux. Des organes de coupure normalement ouverts sont répartis dans la structure maillée afin de permettre une exploitation radiale [1].

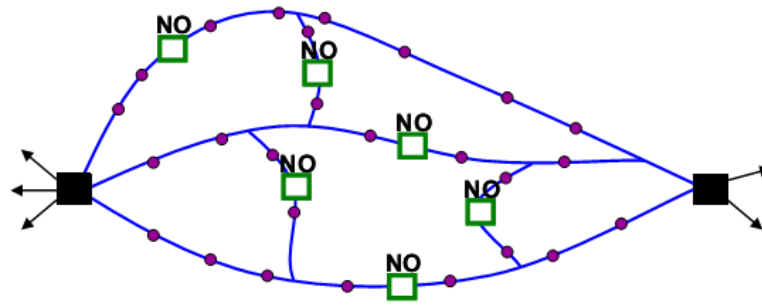


Figure 1.19. La grille

Des disjoncteurs repartis dans le réseau pourraient permettre un fonctionnement maillé mais c'est rarement utilisé. Cette structure permet une excellente qualité de service. Cependant, c'est une structure très coûteuse et dont le plan de protection est compliqué à réaliser [1].

Conclusion du chapitre I

De nos jours, l'énergie électrique est un bien de consommation à part entière devenu indispensable, non seulement pour la vie quotidienne de chacun mais, également, pour l'économie des pays.

Le réseau électrique est hiérarchisé en trois parties dont les fonctions actuelles sont très différentes. Tout d'abord, le réseau de transport a pour rôle de transporter l'énergie en très haute tension depuis les centres de productions jusqu'aux premières zones de consommation. Le réseau de répartition alimente directement les gros consommateurs industriels puis achemine l'énergie jusqu'aux réseaux de distribution chargés d'approvisionner les consommateurs moyenne et basse tension.

Dans le réseau de distribution, les principales contraintes dépendent de la répartition géographique des charges. Ainsi, un milieu rural se caractérise par une densité de charge faible répartie sur une grande zone. On a donc de grandes longueurs de conducteurs, souvent aériens. Ainsi, les problèmes qui peuvent intervenir dans les réseaux ruraux sont principalement liés aux chutes de tension admissibles en bout de ligne.

Un milieu urbain, quant à lui, est caractérisé par une densité de charge élevée avec des longueurs de conducteurs faibles. Ainsi, les puissances appelées sont importantes et les problèmes qui peuvent intervenir sont principalement liés aux courants admissibles dans les conducteurs.

Chapitre II : Optimisation

2.1. Introduction :

L'optimisation est un domaine de l'aide à la décision où on cherche à déterminer le minimum (ou le maximum) d'une fonction afin de guider le décideur vers un choix profitable. Nous parlerons ici de minimisation uniquement sans perte de généralité. Nous effectuons ce genre de choix quotidiennement sans même en avoir conscience, comme par exemple pour décider quel type de transport nous allons utiliser pour nous rendre à une destination donnée. Les problèmes rencontrés dans les applications industrielles pour l'optimisation de systèmes physiques sont bien souvent plus complexes et nécessitent l'utilisation de techniques d'optimisation avancées pour les résoudre. Nous cherchons à minimiser une fonction f . Elle correspond à une représentation de la performance du système à optimiser [19].

D'une manière générale, l'optimisation peut être définie comme une opération permettant d'obtenir le meilleur d'une problématique dans des conditions bien définies. La recherche des extrema d'une fonction f revient à résoudre un système de n équations à n inconnues, linéaire ou non. f est appelée invariablement "fonction coût" ou "fonction objectif" ; x_1, \dots, x_n sont les paramètres variables à optimiser [20].

2.2. La classification des problèmes d'optimisation

On peut classer les différents problèmes d'optimisation que l'on rencontre dans la vie courante en fonction de leurs caractéristiques : [21]

1. Nombre de variables de décision :

- Une \Rightarrow monovariable.
- Plusieurs \Rightarrow multivariable.

2. Type de la variable de décision :

- Nombre réel continu \Rightarrow continu.
- Nombre entier \Rightarrow entier ou discret.
- Permutation sur un ensemble fini de nombres \Rightarrow combinatoire.

3. Type de la fonction objectif :

- Fonction linéaire des variables de décision \Rightarrow linéaire.
- Fonction quadratique des variables de décision \Rightarrow quadratique.
- Fonction non linéaire des variables de décision \Rightarrow non linéaire.

4. Formulation du problème :

L'optimisation classique se scinde en deux types de problèmes : l'optimisation sans contrainte et l'optimisation avec contraintes. Dans les deux cas, le but consiste à trouver les valeurs qui maximisent ou minimisent une fonction. Toutefois, dans l'optimisation avec contraintes, les solutions sont soumises à des restrictions (contraintes) [22].

2.3. Optimisation classique sans contrainte

Soit $f(x)$ une fonction d'une variable réelle. Si la fonction $f(x)$ et sa dérivée $f'(x)$ sont continues en un point où la fonction devient décroissante, alors elle possède un maximum. En d'autres termes, la pente de la tangente passe du positif au négatif. Le raisonnement contraire est valable pour un minimum. Dans les deux cas, il s'agit d'un point où la pente de la tangente est nulle. Comme la pente de la tangente est donnée par la première dérivée de la fonction, il faut annuler la première dérivée de f pour obtenir les points candidats (points où la fonction est susceptible de présenter un minimum ou un maximum). Pour chaque point candidat, il faut déterminer s'il s'agit d'un minimum ou d'un maximum. Il existe deux critères pour déterminer si un point candidat est un extremum (minimum ou maximum) [22].

Le premier critère est comme suit :

- Si le signe de la dérivée est positif puis devient négatif quand x croît, alors le point candidat est un maximum de la fonction.
- Si le signe de la dérivée est négatif puis devient positif quand x croît, alors le point candidat est un minimum de la fonction 1. La figure 2.1 illustre ce résultat 1.

Le second critère fait appel à la dérivée seconde de la fonction. La dérivée seconde $f''(x)$ d'une fonction est la dérivée de la dérivée première $f'(x)$.

Celle-ci mesure le taux de croissance ou de décroissance de $f'(x)$, autrement dit le taux de croissance ou de décroissance de la pente de la tangente à la courbe. Le signe de $f''(x)$ au point candidat $x = x_0$ fournit les renseignements nécessaires. Si $f''(x_0)$ est positive, la pente de la tangente croît quand x croît en passant par x_0 . Inversement, si $f''(x_0)$ est négative, la pente de la tangente décroît quand x croît en passant par x_0 . D'où le résultat 2 suivant basé sur la dérivée seconde :

Soit $P(x_0; f(x_0))$ le point en lequel : $f'(x_0) = 0$.

Alors si en ce point :

1. $f''(x_0) < 0$, il s'agit d'un maximum.
2. $f''(x_0) > 0$, il s'agit d'un minimum.

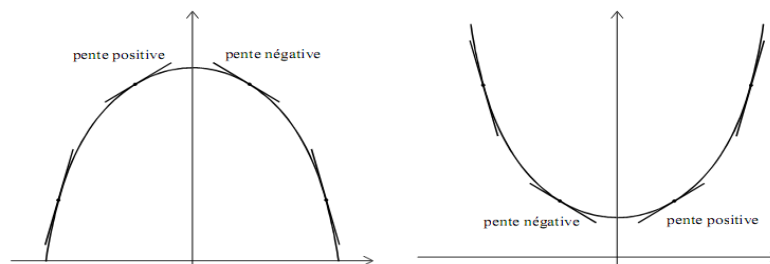


Figure 2.1. Maximum et minimum d'une fonction à une variable.

Par conséquent, dans un voisinage convenablement choisi du point x_1 , si la valeur de la fonction est plus petite que $f(x_1)$, On dit que la fonction possède un **maximum local ou relatif** au point x_1 . Au point x_2 , on dit que la fonction possède un **minimum local ou relatif**. Ces deux valeurs, maximum et minimum, sont appelées des **extrema locaux ou relatifs**, parce qu'il existe des valeurs de x pour lesquelles la fonction prend des valeurs plus grandes que y_1 ou plus petites que y_2 , comme l'illustre la figure 2.2:

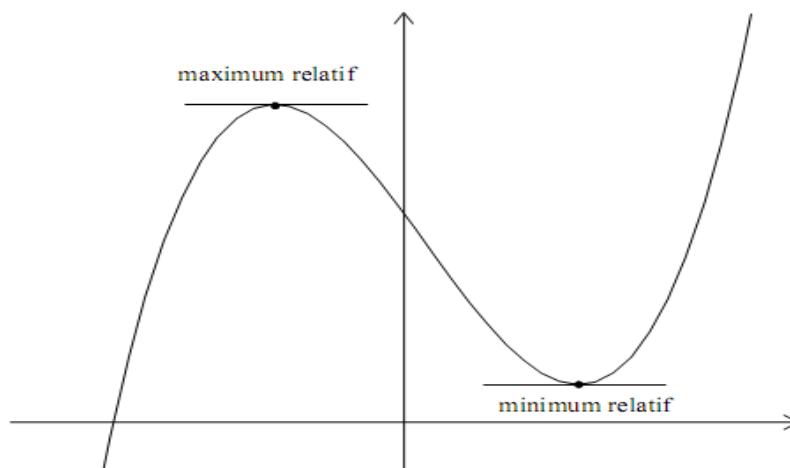


Figure 2.2. Extrema locaux.

Cependant, on peut définir ce que l'on appelle un maximum ou un minimum global ou absolu. En ce point, la fonction prend la valeur la plus grande (ou la plus petite) sur un intervalle donné ; la figure 2.3 donne un exemple d'extrema relatifs et absolus.

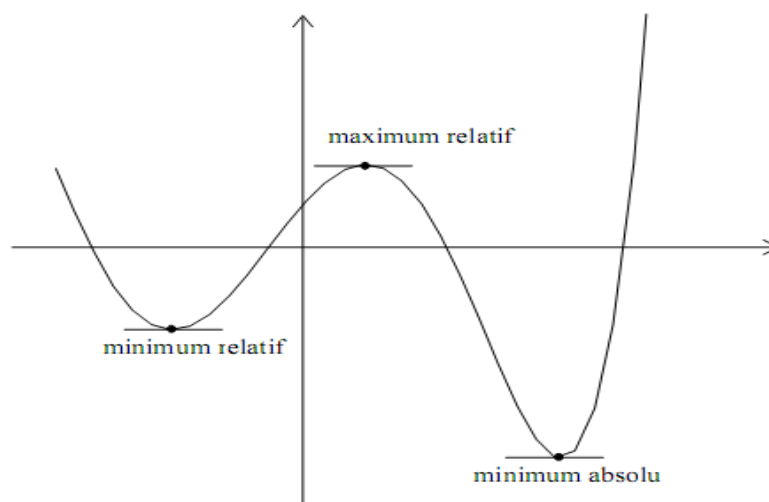


Figure 2.3. Extrema locaux et globaux.

Considérons à présent le cas des fonctions à plusieurs variables indépendantes.

Pour les fonctions à deux variables, $z = f(x, y)$, le graphe est une surface dans l'espace à trois dimensions. Une telle fonction présente un maximum au point $P(x_0; y_0; f(x_0, y_0))$, si $f(x_0, y_0)$ atteint une valeur supérieure à toutes celles que prend $f(x, y)$ au voisinage de

$x = x_0$ et $y = y_0$, comme indiqué sur la figure 2.4. De même, $f(x, y)$ possède un minimum au point $P(x_0, y_0; f(x_0, y_0))$, si $f(x_0, y_0)$ atteint une valeur inférieure à toutes celles que prend $f(x, y)$ au voisinage de $x = x_0$ et $y = y_0$; ce cas est illustré par la figure 2.5. Il en résulte qu'au point $P(x_0, y_0; f(x_0, y_0))$, il existe un plan tangent horizontal. Ce plan tangent est engendré par deux tangentes, elles-mêmes déterminées par :

$$\frac{\partial f}{\partial x} \text{ et } \frac{\partial f}{\partial y} \quad (2.1)$$

Ainsi, la condition nécessaire à l'existence d'un extremum est la suivante et :

$$\frac{\partial f}{\partial x} = 0 \text{ et } \frac{\partial f}{\partial y} = 0 \quad (2.2)$$

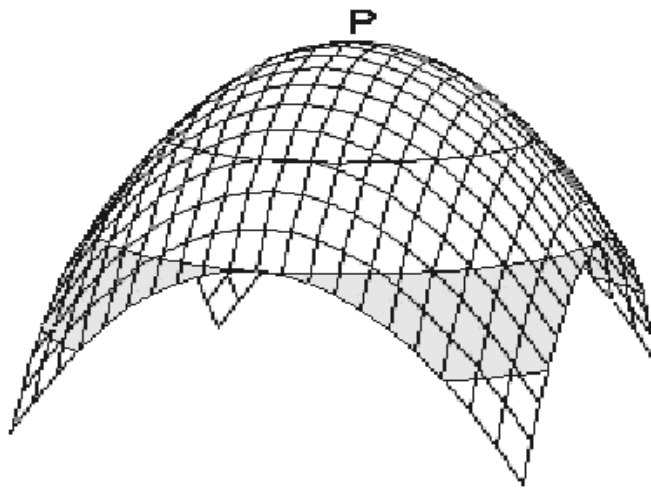


Figure 2.4. Maximum au point P.

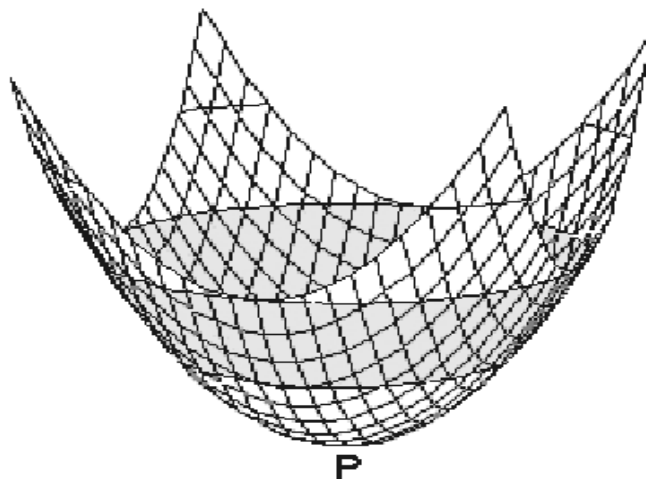


Figure 2.5. Minimum au point P.

Cette condition est nécessaire mais pas suffisante. En effet, il existe des fonctions pour lesquelles $\frac{\partial f}{\partial x} = \frac{\partial f}{\partial y} = 0$ sans qu'il existe un extremum en ce point. Dans ce cas, on parle de point-selle. Bien que les deux tangentes soient horizontales, il est toujours possible de trouver un point situé au-dessus du point-selle et un autre au-dessous, ceci quel que soit le voisinage du point-selle considéré. Notons encore, qu'en un point-selle la fonction présente un minimum pour l'une des variables et un maximum pour l'autre variable. La figure 2.6 illustre cette situation.

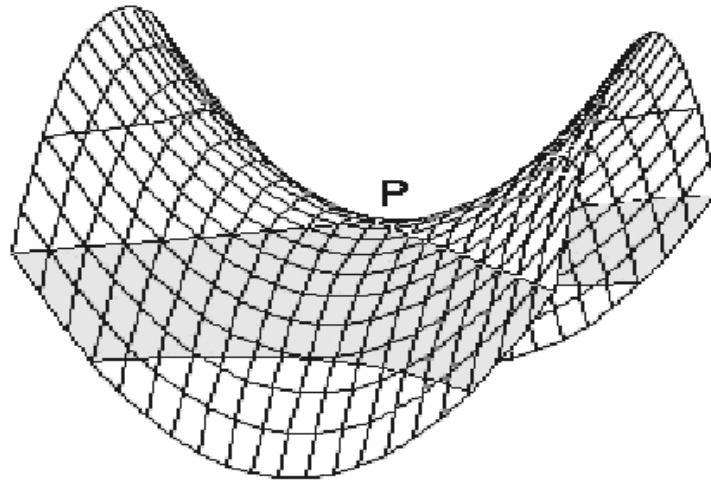


Figure 2.6. Point-selle en P.

Il faut donc remplir une condition suffisante qui est la suivante :

$$\alpha = f_{xx}f_{yy} - f_{xy}^2 > 0 \quad (2.3)$$

où :

- $f_{xx} = \partial^2 f / \partial x^2$, C'est-à-dire que la fonction a été dérivée deux fois par rapport à x ,
- $f_{yy} = \partial^2 f / \partial y^2$, ce qui signifie que la fonction a été dérivée deux fois par rapport à y ,
- $f_{xy}^2 = (\partial^2 f / \partial x \partial y)^2$, C'est-à-dire que la première dérivée se fait par rapport à y et la deuxième par rapport à x ; cette expression est ensuite élevée au carré.

Le résultat 3 qui suit, résume la situation pour les fonctions à deux variables.

Soit $P(x_0; y_0; f(x_0, y_0))$ le point en lequel :

$$\frac{\partial f}{\partial x} = \frac{\partial f}{\partial y} = 0$$

Alors si en ce point :

1. $f_{xx} > 0$ et $\alpha > 0$, f possède un minimum au point P .
2. $f_{yy} < 0$ et $\alpha > 0$, f possède un maximum au point P .

3. $\alpha < 0$, f ne possède ni minimum ni maximum au point P , mais un point-selle.

4. $\alpha = 0$, on ne peut pas conclure.

Notons que la condition suffisante évoquée ci-dessus provient d'un résultat plus général concernant les fonctions à n variables $f(x_1, x_2, \dots, x_n)$.

On introduit la matrice des secondes dérivées partielles. Celle-ci joue un rôle clé dans la détermination des extrema d'une fonction à plusieurs variables. Cette matrice est appelée matrice hessienne et se présente sous la forme :

$$H = \begin{pmatrix} f_{x_1^2} & f_{x_1x_2} & \cdots & f_{x_1x_n} \\ f_{x_2x_1} & f_{x_2^2} & \cdots & f_{x_2x_n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f_{x_{n-1}x_1} & f_{x_{n-1}x_2} & \cdots & f_{x_{n-1}x_n} \\ f_{x_nx_1} & f_{x_nx_2} & \cdots & f_{x_n^2} \end{pmatrix} \quad (2.4)$$

Où

$$f_{x_1^2} = \partial^2 f / \partial x_1^2, f_{x_1x_2} = \partial^2 f / \partial x_1 \partial x_2, \dots, \text{et } f_{x_n^2} = \partial^2 f / \partial x_n^2$$

On appelle mineurs principaux de la matrice H , notés Δ_i , les déterminants des sous-matrices de H obtenues en lui retirant ses $n - i$ dernières lignes et colonnes ($i = 1, \dots, n$).

Dans le cas général, la recherche des extrema d'une fonction à plusieurs variables est basée sur le résultat 4 suivant :

Soit P le point en lequel: $\partial f / \partial x_1 = \partial f / \partial x_2 = \dots = \partial f / \partial x_n = 0$

Alors:

1. si les mineurs principaux de la matrice Hessienne au point P sont tous strictement positifs, il s'agit d'un minimum.

2. si les mineurs principaux de la matrice Hessienne au point P sont désignés alternés, le premier étant strictement négatif, il s'agit d'un maximum.

3. si les mineurs principaux ne vérifient pas l'une des conditions ci-dessus prises au sens large (c'est-à-dire respectivement "positif ou nul" et "négatif ou nul"), il ne s'agit ni d'un minimum ni d'un maximum, mais d'un point-selle.

4. si les conditions (1) et (2) se vérifient au sens large, alors on ne peut pas conclure.

Dans le cas de fonctions à deux variables, on retrouve le résultat (3). En effet, dans ce cas, tout comme $f_{xy} = f_{yx}$, on a:

$$\Delta_1 = f_{xx} \quad (2.5)$$

$$\Delta_2 = f_{xx}f_{yy} - (f_{xy})^2 \quad (2.6)$$

Ainsi;

$$\left\{ \begin{array}{l} \Delta_1 > 0 \text{ et } \Delta_2 > 0 \Rightarrow \text{minimum.} \\ \Delta_1 > 0 \text{ et } \Delta_2 < 0 \Rightarrow \text{maximum.} \\ \Delta_1 \text{ quelconque et } \Delta_2 < 0 \Rightarrow \text{point - selle.} \\ \Delta_1 \text{ quelconque et } \Delta_2 = 0 \Rightarrow \text{on ne peut pas conclure.} \end{array} \right. \quad (2.7)$$

2.4. Optimisation classique avec contraintes

Dans de nombreuses applications pratiques, les variables d'une fonction donnée sont soumises à certaines conditions ou contraintes. Ces contraintes peuvent être formulées sous forme d'égalités ou d'inégalités. Par exemple, si un producteur fabrique deux biens, il peut vouloir minimiser le coût total tout en étant obligé de fabriquer une quantité totale minimum spécifiée. De même, une compagnie peut désirer maximiser ses ventes résultant de deux publicités alors qu'elle doit observer la contrainte du budget de publicité. Enfin, le consommateur désirant maximiser la fonction d'utilité provenant de la consommation de certains biens est restreint par son budget [22].

Dans le cas où les contraintes s'expriment sous forme d'égalités, l'optimisation de la fonction peut être obtenue grâce à la méthode des multiplicateurs de Lagrange qui est la plus largement répandue pour trouver les extrema d'une fonction soumise à des contraintes d'égalité.

Dans un premier temps, introduisons cette méthode dans le cas simple où la fonction à optimiser (fonction objectif) est une fonction à deux variables $f(x, y)$ soumise à une seule contrainte de la forme $g(x, y) = 0$. La méthode des multiplicateurs de Lagrange consiste à construire une fonction auxiliaire $F(x, y, \lambda)$, appelée Lagrangien, définie ainsi :

$$F(x, y, \lambda) = f(x, y) + \lambda g(x, y) \quad (2.8)$$

où λ (appelé multiplicateur de Lagrange) est une inconnue. Il faut ensuite annuler ses premières dérivées partielles (condition nécessaire) :

$$\frac{\partial F}{\partial x} = \frac{\partial f}{\partial x} + \lambda \frac{\partial g}{\partial x} = 0 \quad (2.9)$$

$$\frac{\partial F}{\partial y} = \frac{\partial f}{\partial y} + \lambda \frac{\partial g}{\partial y} = 0 \quad (2.10)$$

$$\frac{\partial F}{\partial \lambda} = g(x, y) = 0 \quad (2.11)$$

Les points candidats s'obtiennent en résolvant ce système de trois équations à trois inconnues (x, y, λ) . Mentionnons que la troisième équation de ce système $\frac{\partial F}{\partial \lambda} = g(x, y) = 0$ n'est rien d'autre que la contrainte. Les points candidats satisfont par conséquent cette contrainte. La solution des trois équations ci-dessus fournit les points candidats de la fonction sous contrainte. Ces points candidats satisfont la contrainte mais il reste à déterminer leur nature ; pour cela, introduisons la *matrice hessienne bordée* :

$$\begin{pmatrix} \frac{\partial^2 F}{\partial \lambda^2} & \frac{\partial^2 F}{\partial \lambda \partial x} & \frac{\partial^2 F}{\partial \lambda \partial y} \\ \frac{\partial^2 F}{\partial x \partial \lambda} & \frac{\partial^2 F}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 F}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 F}{\partial y \partial \lambda} & \frac{\partial^2 F}{\partial y \partial x} & \frac{\partial^2 F}{\partial y^2} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & \frac{\partial g}{\partial x} & \frac{\partial g}{\partial y} \\ \frac{\partial g}{\partial x} & \frac{\partial^2 F}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 F}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial g}{\partial y} & \frac{\partial^2 F}{\partial y \partial x} & \frac{\partial^2 F}{\partial y^2} \end{pmatrix} \quad (2.12)$$

dont le déterminant sera noté $|H|$.

La condition suffisante pour l'existence d'un extremum est fournie par le résultat 5, ci-dessous :

Soit $P(x_0; y; f(x_0, y_0))$ le point en lequel

$$\partial F / \partial x = \partial F / \partial y = \partial F / \partial \lambda = 0 \quad (2.13)$$

Alors, si en ce point

$$|H| < 0 \Rightarrow \text{minimum au point } P.$$

$$|H| > 0 \Rightarrow \text{maximum au point } P.$$

2.5. Définition d'un problème d'optimisation

L'optimisation est une branche des mathématiques, plus particulièrement de l'analyse fonctionnelle, qui étudie les méthodes permettant de trouver un minimum d'une fonction. C'est par la formulation du problème d'optimisation que le lien entre les mathématiques et les autres disciplines est réalisé. Un problème d'optimisation est défini par : [23]

- L'espace des variables, $D \subset \mathcal{H}^{n\alpha}$.
- La (les) fonction(s) contrainte(s) d'égalité ou inégalité à respecter déterminant l'espace d'étude, $\mathcal{D} \subset D$.
- La fonction objectif $F(\alpha)$, à minimiser sur \mathcal{D} .

Le problème consiste à trouver le minimum (global) α^* de la fonction F sur \mathcal{D} . La fonction objectif peut être multimodale et admettre des optima locaux respectant la condition suivante,

$$\alpha^* \in \mathcal{D} \text{ minimum local de } F \Leftrightarrow \exists S_D \subset \mathcal{D}, S_D \text{ voisinage de } \alpha^* \text{ tel que } \forall \alpha \in S_D, F(\alpha^*) \leq F(\alpha). \quad (2.14)$$

Autrement dit, un minimum se trouve au fond d'une vallée notée S_D .

La fonction représentée en figure 2.7 admet trois minima. Le meilleur des minima, α^*_2 , est le minimum global, les autres sont des minima locaux.

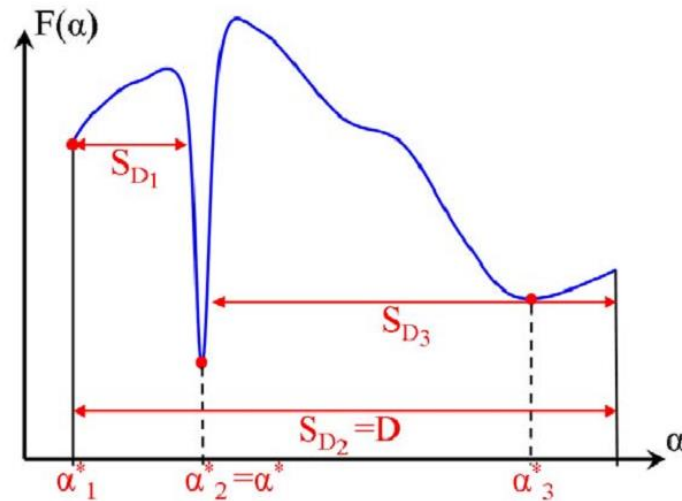


Figure 2.7. Illustration de la notion de minimum.

Lorsque la fonction objectif est dérivable, une condition nécessaire pour caractériser un minimum est connue sous la condition de Karush-Kuhn-Tucker [24] qui en l'absence de contraintes s'écrit,

$$\alpha^* \in \mathcal{D} \text{ est un minimum} \Rightarrow \nabla F(\alpha^*) = 0 \quad (2.15)$$

Si de plus la fonction est convexe sur \mathcal{D} , alors la réciproque est vraie [24]. Cette condition peut s'étendre aux problèmes à variables bornées en considérant le gradient projeté (élimination de la composante normale à la frontière).

Il est difficile de résumer la performance d'un système complexe à travers une seule fonction objectif. En général, ça consiste à trouver un compromis entre plusieurs objectifs antagonistes. En optimisation, ces problèmes multi-objectifs peuvent être traités de deux manières :

- optimisation multi-objectif de Pareto,
- optimisation multi-objectif par combinaison.

2.6. L'optimisation multiobjectif

L'optimisation multiobjectif est née du besoin en industrie de satisfaire plusieurs critères contradictoires, simultanément. Les bases de cette optimisation ont été posées par Pareto et Edgeworth au 19^{ème} siècle [25], [26]. Ses théories trouvent leurs premières applications en économie et ces dernières années dans les sciences pour l'ingénieur [27], [28], [29], [30], [31], [32], [33].

Les approches de résolution des problèmes multiobjectif peuvent être réparties en trois classes:

approches basées sur la transformation du problème en un problème monoobjectif (simple objectif), approches non Pareto et approches Pareto.

2.6.1. Etat de l'art de l'optimisation multiobjectif

Les problèmes d'optimisation [34],[35] issus de problématiques réelles sont la plupart du temps de nature multiobjectif car plusieurs critères sont à considérer simultanément.

Les premières études concernant l'optimisation multiobjectif transformaient les problèmes multiobjectifs en une succession de problèmes mono-objectifs. Pour cela, un ordre d'importance sur les objectifs pouvait être donné, et l'optimisation consistait à optimiser un objectif sans dégrader les valeurs déjà obtenues pour les objectifs plus prioritaires. Une autre approche consistait en l'optimisation d'une agrégation linéaire des objectifs, chacun pouvant avoir un poids représentant son importance.

Lorsque l'on se trouve dans un réel contexte multiobjectif, il n'est pas toujours possible de trouver un ordre d'importance sur les critères. Il est alors nécessaire de rechercher les solutions de meilleur compromis entre les objectifs. Si cette notion de compromis sera définie, il est facile de voir que dans ce contexte la solution recherchée n'est pas une unique solution mais un ensemble de solutions représentant les différents compromis possibles appelé le *front Pareto*. Ainsi l'optimisation multiobjectif s'intéresse aux particularités liées à l'existence de ces différentes solutions optimales.

Résoudre un problème de décision multiobjectif consiste à aider le décideur à maîtriser les données souvent complexes, de son problème et à progresser vers une solution de compromis qui dépend fortement de la personnalité du décideur, des circonstances dans lesquelles se fait l'aide à la décision, de la façon dont on formule le problème et de la méthode d'aide à la décision qui est utilisée.

2.6.2. Optimisation multi-objectif de Pareto

En considérant plusieurs fonctions objectifs, le problème n'admet plus une seule solution mais un ensemble de solutions appelé front de Pareto. Un optimum de Pareto est un état dans lequel un objectif ne peut pas être amélioré sans en détériorer un autre. Une telle solution est dite non dominée [23].

Le front de Pareto est défini comme l'ensemble des solutions non dominées. En général, c'est une hypersurface d'un espace de dimension n_F sans particularité. Il peut être discontinu (souvent à cause de contraintes), non borné ou non convexe [23].

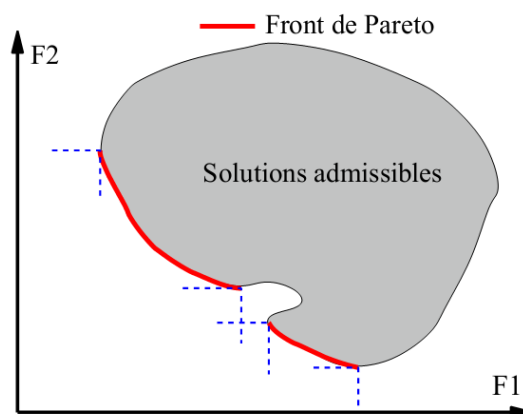


Figure 2.8. Front de Pareto et relation de dominance.

Cette notion est très simple à appréhender de manière graphique en traçant le domaine des solutions admissibles. Le front de Pareto est un sous-ensemble de la frontière de ce domaine. Par exemple, la figure 2.8 représente les solutions admissibles pour un problème de minimisation de deux objectifs. Dans ce cas, le front est une courbe définie par une fonction bornée, discontinue et convexe par morceaux.

Les extrémités d'un front continu sont obtenues en résolvant chacun des problèmes mono-objectifs de manière isolée. Ce sont donc les points intérieurs au front qui correspondent aux compromis intéressants au sens de Pareto. Un optimum équilibré du point de vue de Pareto se situera au centre du front, équidistant des bornes du front.

Ce front de Pareto est une bonne base de discussion permettant d'étudier plusieurs solutions concurrentes. Il est utile pour définir a posteriori un bon compromis (ou plusieurs) entre les fonctions objectifs. Toutefois, l'obtention d'un tel ensemble de solutions optimales est beaucoup plus coûteux en évaluations de fonctions que la résolution d'un problème mono-objectif, d'autant plus coûteux que le nombre de fonctions est important. Il est très utilisé pendant la phase d'avant-projet, où les fonctions étudiées sont rapides à évaluer. Lorsque que le coût de calcul des fonctions est important, il faut se contenter de rechercher un point unique de ce front en effectuant a priori un compromis entre les objectifs [36], [37].

2.6.3. Optimisation multi-objectif par combinaison

De nombreux algorithmes d'optimisation ne traitent que les cas mono-objectifs. Un problème multi-objectif peut être reformulé en un problème mono-objectif en déterminant des coefficients d'équivalence k_i entre les objectifs F_i pour effectuer une combinaison linéaire (agrégation des objectifs) [23].

2.6.4. L'optimisation multiobjectif ou multicritère

Cependant, lorsque l'on modélise un problème, on cherche souvent à satisfaire plusieurs objectifs. Par exemple, on veut un système performant et on veut aussi que ce système consomme peu. Dans ce cas, on parle de problème d'optimisation multiobjectif (ou problème d'optimisation multicritère). Celui-ci s'écrit de la manière suivante : [21]

Minimiser $\vec{f}(\vec{x})$

Avec $\vec{g}(\vec{x}) \leq 0$ (2.16)

et $\vec{h}(\vec{x}) = 0$

Où $\vec{x} \in R^n$, $\vec{f}(\vec{x}) \in R^k$, $\vec{g}(\vec{x}) \in R^m$ et $\vec{h}(\vec{x}) \in R^p$

On appellera ce problème le problème P.

Comme on peut le voir ici, on n'a plus un seul objectif à atteindre, mais k (le vecteur \vec{f} regroupe k fonctions objectif).

Le but que l'on se fixe dans la résolution d'un problème d'optimisation multiobjectif est de minimiser "au mieux" les différents objectifs. Comme on va le voir, dans un problème d'optimisation multicritère, on rencontre souvent des objectifs contradictoires. Deux objectifs

sont contradictoires lorsque la diminution d'un objectif entraîne une augmentation de l'autre objectif.

2.6.5. La multiplicité des solutions

Lorsque l'on cherche à obtenir une solution optimale à un problème d'optimisation multiobjectif donné, on s'attend souvent à trouver une solution et une seule. En fait, on rencontre rarement ce cas de figure. La plupart du temps, on trouve une multitude de solutions, du fait que certains des objectifs sont contradictoires.

Les méthodes d'optimisation peuvent aussi être rangées en trois familles de méthodes d'optimisation multiobjectif [38]:

2.6.6. Les méthodes à préférence a priori :

Dans ces méthodes, l'utilisateur définit le compromis qu'il désire réaliser (il fait part de ses préférences) avant de lancer la méthode d'optimisation. On retrouve dans cette famille la plupart des méthodes par agrégation (où les fonctions objectif sont fusionnées en une seule).

2.6.7. Les méthodes à préférence progressive :

Dans ces méthodes, l'utilisateur affine son choix de compromis au fur et à mesure du déroulement de l'optimisation. On retrouve dans cette famille les méthodes interactives.

2.6.8. Les méthodes à préférence a posteriori :

Dans ces méthodes, l'utilisateur choisit une solution de compromis en examinant toutes les solutions extraites par la méthode d'optimisation. Les méthodes de cette famille fournissent, à la fin de l'optimisation, une surface de compromis.

2.6.9. La convexité

Comme nous le verrons plus loin, certaines méthodes d'optimisation multiobjectif nécessitent de respecter certaines hypothèses. Le plus souvent, la méthode réclame de travailler sur un espace S des valeurs de \vec{f} qui soit convexe.

a. Définition de la convexité

Un ensemble S est convexe si, étant donnés deux points distincts quelconques de cet ensemble, le segment qui relie ces deux points est contenu dans l'ensemble S .

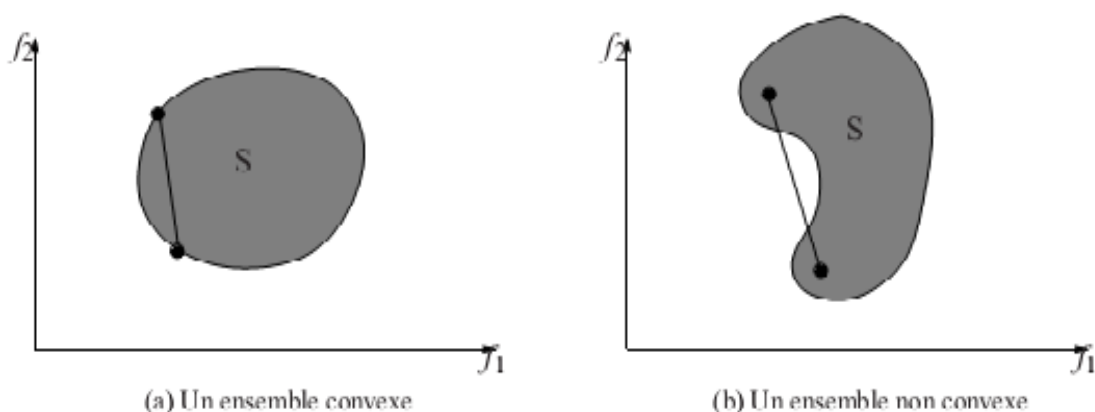


Figure 2.9 Exemples d'ensemble convexe et d'un ensemble non convexe.

2.7. Approches de résolution d'un problème multiobjectif

Un grand nombre d'approches existent pour résoudre les problèmes multiobjectifs [34], [39]. Certaines utilisent des connaissances du problème pour fixer des préférences sur les critères et ainsi contourner l'aspect multicritère du problème. D'autres mettent tous les critères au même niveau d'importance, mais là aussi il existe plusieurs façons de réaliser une telle opération. Plusieurs ouvrages ou articles de synthèse ont été rédigés, des états de l'art plus complets peuvent être consultés notamment dans (Ulungu et al.) [40], Miettinen [41], Ehrgott [42], (Ehrgott et al.) [43], Deb [44], (Collette et al.) [21].

Deux approches de résolution d'un problème d'optimisation multiobjectif peuvent être distinguées dans la littérature voir Ehrgott [42], (Roy et al.) [45] et Roy [46].

- La première approche dite approche mono-objectif consiste à ramener le problème à un problème d'optimisation mono-objectif, au risque d'enlever toute signification au problème.

- La deuxième approche dite approche multiobjectif consiste à proposer des solutions en tenant compte de l'ensemble des critères.

2.7.1. Approche mono-objectif

Elle caractérise les méthodes "à priori" utilisées pour leur simplicité de mise en œuvre. En effet, les objectifs du problème d'optimisation sont transformés en une seule fonction objectif. Dans ce cas, le décideur est supposé quantifier à priori l'importance de chaque critère afin de construire une fonction unique. Le processus d'optimisation mono-objectif est ensuite lancé afin d'obtenir la solution "optimale". Plusieurs exécutions sont exécutées dans le but de trouver un ensemble de solutions qui approxime l'ensemble optimal de Pareto. Nous donnons ci-dessous des méthodes a priori ou méthodes scalaires les plus connues, d'autres méthodes sont exposées dans Miettinen [47], (Collette et al.) [21], [34].

2.7.2. Théorie de l'utilité multi-attributs

La théorie de l'utilité multi-attributs a déjà fait l'objet de nombreux travaux de recherche dans les années 70 voir Fishburn [48], Keeney [49], Huber [50], Farquhar [51]. D'inspiration américaine, cette théorie est largement utilisée aussi bien dans des problèmes d'aide à la décision ou dans des problèmes d'économie et de finance.

2.7.3. Méthode des sommes pondérées

Cette méthode de résolution d'un problème d'optimisation multiobjectif est la plus évidente et, probablement, la plus largement utilisée en pratique. Elle consiste à ramener le problème multiobjectif au problème de l'optimisation d'une combinaison linéaire des objectifs initiaux. Ainsi, il s'agit d'associer à chaque fonction objectif un coefficient de pondération et à faire la somme des fonctions objectifs pondérées pour obtenir une nouvelle et unique fonction objectif.

2.7.4. Méthode dite "but programmé ou Goal programming"

Cette méthode, qui relève d'une théorie très avancée dans le domaine des problèmes multicritère, a été initialement conçue par (Charnes et Cooper) [52] dans le cas linéaire ; elle a été prolongée par des travaux d'Ijiri [53] et d'Ignizio [54] dans le cas non linéaire. Cette théorie à elle seule, a fait l'objet d'un nombre important de travaux théoriques et pratiques voir

Chankong [55], Martel [56], Spronk [57] et Steuer [58]. L'idée générale de la méthode est d'établir un but à atteindre pour chaque critère. Généralement, le point qui satisfait tous les buts n'est pas réalisable, la solution préférée serait donc celle qui se rapproche le plus possible de ces buts.

2.7.5. La méthode ε -contrainte

Dans cette méthode, on n'optimise qu'un seul objectif jugé important par le décideur, les autres sont transformés en contraintes d'inégalités par rapport à un vecteur seuil ε . Le principe de la méthode ε -contrainte ou méthode de compromis est intéressant lorsque l'on cherche à énumérer toutes les solutions d'un front Pareto.

L'inconvénient principal de cette méthode est qu'elle nécessite une résolution mono-objectif pour chacune des solutions du front. Lorsque ce nombre est élevé, cela peut être vu comme une limite, d'autant plus lorsque la méthode de résolution mono-objectif est coûteuse. De plus, lorsqu'il n'existe pas de méthode mono-objectif efficace, rechercher une solution particulière (respectant une borne, par exemple) est souvent synonyme d'énumération de nombreuses autres solutions dont certaines peuvent être Pareto optimales. Ainsi certaines solutions seront énumérées plusieurs fois sans que la méthode ne les repère.

2.8. Structure du front Pareto

L'objectif est donc de fournir aux décideurs un ensemble (le plus complet possible) de solutions Pareto, afin qu'ils puissent ensuite choisir les solutions qui les intéressent le plus. Une question se pose donc sur la nature de ces solutions Pareto et la nécessité de les obtenir toutes. Une étude de la frontière Pareto doit donc être réalisable [34] .

2.8.1. Représentation du front Pareto

Toutes les représentations de la surface de compromis ou front de Pareto ne sont pas équivalentes. En effet, la représentation idéale du front Pareto devra être constituée de points "solution" du problème répartis de manière uniforme sur la surface de compromis (voir figure 2.10).

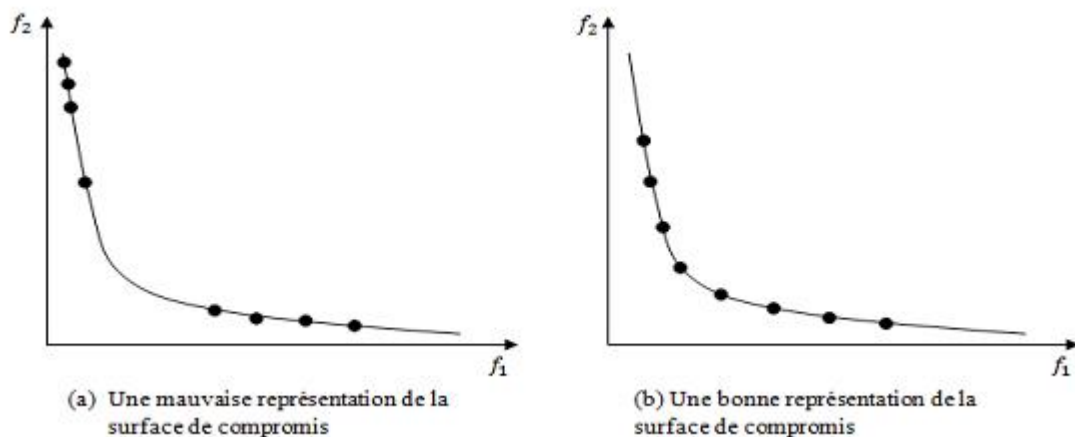


Figure 2.10. La représentation de la surface de compromis.

Dans le premier cas [21], les points représentant la surface de compromis ne sont pas répartis de manière uniforme. L'utilisateur n'aura alors pas en sa possession un ensemble de

solutions très utile. En effet, s'il décide que la solution qu'il avait choisie ne lui convient pas, le choix d'une autre solution risque de faire varier brusquement tous ses objectifs, et cette nouvelle solution ne lui conviendra pas non plus. Il est alors probable que la solution offrant le "meilleur" compromis se trouve dans une zone qui ne soit pas représentée par des points "solution". La détermination d'une bonne représentation de la surface de compromis sera un critère de choix d'une méthode d'optimisation multiobjectif [35].

2.8.2. Front minimal / Front maximal complet

La définition de front se réfère à l'espace des objectifs. Une solution appartient au front si elle n'est dominée par aucune autre solution réalisable. Lorsque deux solutions ont exactement les mêmes valeurs dans l'ensemble des objectifs, elles sont équivalentes dans l'espace objectif, mais peuvent correspondre à deux solutions différentes dans l'espace décisionnel. Une question importante est de savoir s'il est intéressant de garder ces deux différentes solutions. La réponse peut dépendre du contexte (type de problème étudié) en plus de la volonté des décideurs :

- 1- Lors de la résolution d'un problème comportant énormément de solutions Pareto, il est peut être préférable de privilégier une bonne approximation de l'ensemble de la frontière et donc favoriser la diversité (du cote objectif) des solutions retenues. Nous parlerons alors de recherche du front minimal.
- 2- Au contraire, lorsque la frontière Pareto comporte peu de solutions, afin d'avoir une bonne représentation de l'ensemble des solutions non dominées, il sera intéressant de rechercher les solutions de même valeur. C'est la recherche du front maximal complet, dans ce cas.

2.8.3. Solutions supportées / non supportées

Sur le front Pareto, deux types de solutions peuvent être différenciées : les solutions supportées et les solutions non supportées. Les premières sont celles situées sur l'enveloppe convexe (le plus petit ensemble convexe contenant E) de l'ensemble des solutions (voir figure 2.11) et peuvent donc être trouvées par l'aide d'une agrégation linéaire des objectifs [59]. Elles sont donc plus simples à obtenir que les solutions non supportées. D'ailleurs, les premiers travaux en optimisation multiobjectif se sont pour la plupart focalisés sur la recherche de ces solutions supportées en optimisant des combinaisons linéaires des objectifs utilisant différents vecteurs de poids. Alors pourquoi ne pas se satisfaire des solutions supportées ? Tout d'abord parce que ces solutions peuvent ne représenter qu'un petit sous-ensemble des solutions efficaces. De plus, ces solutions supportées ne sont pas forcément bien réparties le long du front et ne représentent pas toujours un bon compromis. Donc, si l'on veut obtenir des solutions de bon compromis entre les objectifs, il est nécessaire de considérer les solutions Pareto non supportées.

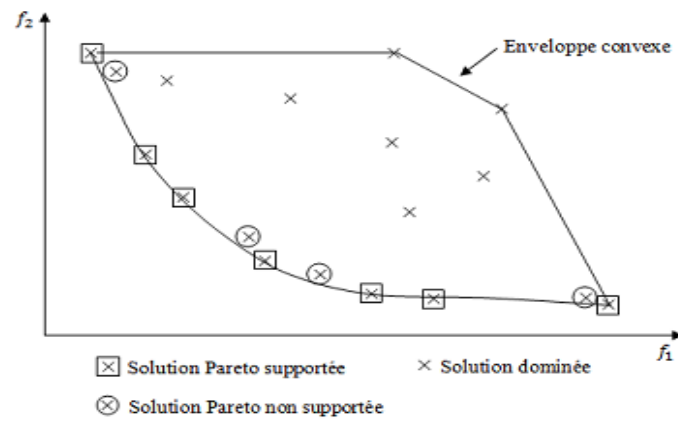


Figure 2.11. Représentation des différents types de solutions en bi-objectif.

2.9. Stratégie à adopter

Ainsi, en fonction du problème sous étude, et de la connaissance de la structure de sa frontière Pareto, différentes stratégies peuvent être adoptées [34] ,[35] :

-*La structure du problème est bien connue et sa frontière a été montrée convexe* : dans ce cas, toutes les solutions Pareto sont supportées. Il est donc possible de rechercher ces solutions en utilisant des agrégations linéaires d'objectifs.

-*La structure du problème est bien connue et sans être convexe, il est montré que les solutions supportées sont bien réparties* : si l'objectif est d'obtenir un ensemble de solutions représentatif du front Pareto (sans nécessairement obtenir toutes les solutions), alors il est encore possible de ne rechercher que les solutions supportées, à l'aide d'agrégations d'objectifs.

-*La structure du problème est pas ou mal connue, ou les solutions supportées sont mal réparties sur le front* : afin de ne prendre aucune hypothèse sur la répartition des solutions sur le front, il est nécessaire de rechercher à la fois les solutions supportées et non supportées. De plus, dans un environnement non stable, la connaissance de plusieurs solutions Pareto optimales permet de mieux appréhender les aléas en permettant parfois de changer le choix de la solution en fonction d'un changement de condition sans avoir à réaliser une nouvelle recherche de solution. Les deux premiers cas cités sont bien évidemment les plus favorables. Malheureusement ils nécessitent une bonne connaissance du problème sous étude et en particulier une connaissance de la caractérisation de sa frontière Pareto. Cette caractérisation est très difficile à réaliser car il ne faut pas se focaliser sur quelques instances étudiées, mais bien sûr des propriétés générales vérifiées par l'ensemble des instances d'un problème.

2.10. Approche multiobjectif

Dans les approches "à posteriori", les décisions sont prises d'après un ensemble de solutions calculées par un solveur. Dans les approches "progressives", les processus de décision et d'optimisation sont alternés.

2.10.1. Approche à posteriori

Dans ces approches, l'expression des préférences et la pondération des objectifs se fait a posteriori, c'est à dire que le processus d'optimisation détermine un ensemble de solutions candidates et la sélection de la meilleure solution ne se fait qu'à la fin du processus.

Des approches a priori, notamment la somme pondérée et "-contrainte, peuvent être appliquées à la fin d'un processus d'optimisation.

2.10.2. Les méthodes hybrides

Il est souvent possible d'exploiter plusieurs méthodes pour en former une nouvelle. Dans ce cas, nous obtenons une "méthode hybride". La méthode hybride la plus connue est la méthode de Corley [60] en 1980. Cette méthode utilise la méthode de pondération des fonctions objectifs et la méthode du compromis.

2.10.3. Approche progressive ou interactive

Le principe des méthodes de l'approche progressive est de guider l'exploration tout au long du processus d'optimisation. Le but est d'alterner entre le processus de recherche et le processus de décision défini par un classement de solutions, ou bien un choix des poids de pondération des objectifs. A chaque étape, l'ensemble des solutions est analysé afin d'orienter les futures itérations vers les zones les plus intéressantes de l'espace de recherche. C'est pour cela qu'elles sont également appelées méthodes interactives. Plusieurs méthodes interactives sont traitées dans Miettinen [47], (Collette et al.) [21].

2.10.4. Méthode STEM

Dans cette méthode [61], les informations sur la préférence de l'utilisateur permettent de restreindre l'espace de recherche étape par étape en ajoutant des contraintes sur les valeurs des critères. A chaque étape interactive, un nouveau compromis est trouvé en optimisant une norme, sur une partie de $f(E)$ selon une direction correspondant à la relaxation d'un critère défini par les décideurs.

2.11. Choix d'un algorithme d'optimisation

L'algorithme d'optimisation converge, selon un processus itératif, vers une solution. Les processus d'optimisation réels peuvent être représentés de manière simplifiée (voir figure 2.12) en considérant deux éléments : l'optimiseur et l'évaluateur. A chaque itération, l'optimiseur propose un ou plusieurs vecteurs de variables de forme à évaluer qui forment une population de taille n_{pop} . L'évaluateur doit alors calculer les fonctions objectifs ou contraintes et éventuellement leurs sensibilités par rapport aux variables (gradients). Face à la diversité des problèmes pouvant être résolus par l'optimisation, de nombreuses méthodes existent. En effet, Wolpert et Macready [62] ont démontré que si l'on considère l'ensemble de tous les problèmes d'optimisation possibles, alors aucun algorithme n'est meilleur qu'un autre (« no free lunch theorems for optimization »). Le choix d'un algorithme ne peut donc pas se faire par comparaison sur des cas tests généraux, mais doit aussi étudier des problèmes représentatifs des applications envisagées.

Pour choisir la méthode la plus adaptée à un problème, les caractéristiques principales prises en compte sont :

- la capacité à traiter des problèmes mono- ou multi-objectifs,
- la capacité à éviter les minima locaux pour converger vers le minimum global,
- la rapidité de convergence, c'est-à-dire le nombre de vecteurs variables à évaluer pour converger (qui peut être rapporté à la dimension du domaine d'étude),
- la nécessité du calcul de gradients.

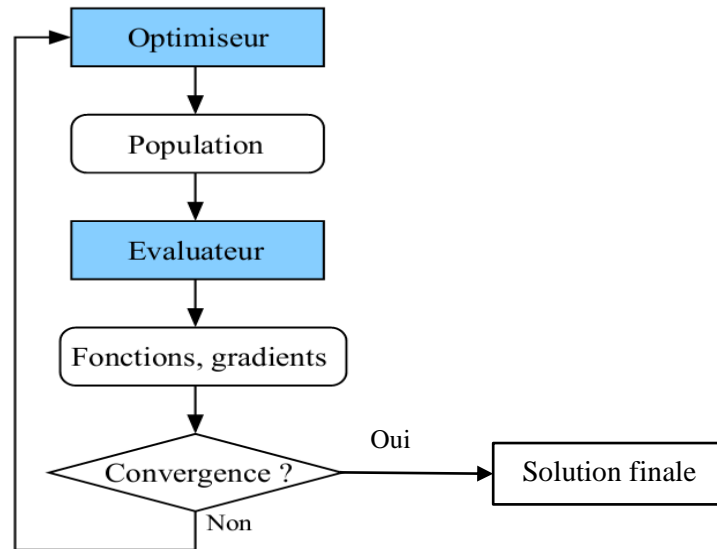


Figure 2.12. Processus général d'optimisation.

2.11.1. Exploration, exploitation

Pour un algorithme d'optimisation, l'exploration est sa capacité à explorer le domaine des variables pour rechercher la meilleure vallée, c'est à dire celle qui contient l'optimum global. A l'inverse, l'exploitation est sa capacité à converger rapidement vers le minimum d'une vallée donnée à partir d'un vecteur variables initial. Ces deux notions sont très souvent employées pour décrire les algorithmes d'optimisation. Toutefois, il n'y a pas de définition communément admise permettant de les mesurer.

2.11.2. Robustesse d'un optimum

La robustesse d'un optimum est aussi une notion déterminante pour les concepteurs et qui ne doit pas être négligée lors du choix de l'algorithme d'optimisation. Pour diminuer la probabilité que les performances ne soient pas vérifiées en réalité, on peut éliminer les minima non-robustes. Un minimum robuste est peu sensible aux incertitudes ; il est situé au fond d'une vallée large, de faible courbure. Sur l'exemple de la figure 2.7, le minimum α^*_2 n'est pas robuste et, bien qu'il soit plus performant que α^*_3 , on pourra privilégier ce dernier.

Pour l'algorithme d'optimisation, cela signifie qu'il n'est pas toujours nécessaire de chercher à atteindre l'optimum global. Une exploration limitée peut permettre de filtrer les optima non robustes en ignorant les vallées trop escarpées. Finalement, il faut trouver un bon compromis entre exploration et exploitation.

2.11.3. Algorithmes d'optimisation globale

Les algorithmes d'optimisation globale recherchent l'optimum global. En théorie, cette recherche nécessite l'exploration complète du domaine des solutions admissibles. Elle est coûteuse en nombre d'évaluations de fonctions. En pratique, il est impossible de vérifier le caractère global d'un minimum à moins d'admettre des hypothèses sur la régularité de la fonction objectif.

Le gros désavantage des méthodes globales est que leur coût augmente, dans le pire des cas, exponentiellement avec la complexité du problème (nombre de variables et nombre de fonctions) [24]. Bellman [63] a décrit ce concept en tant que malédiction dimensionnelle (« curse of dimensionality »).

Bien que la plupart des méthodes globales (algorithme génétique, recuit simulé, séparation et évaluation, etc.) utilisent des méthodes stochastiques pseudo-aléatoires pour l'exploration, comme la mutation des algorithmes génétiques, ce coût exponentiel est toujours latent [64], [65]. Ainsi, pour garantir la diversité de population d'un algorithme génétique, Goldberg [66] recommande une taille de population croissant exponentiellement avec la dimension.

Les optimiseurs globaux ne sont pas adaptés aux problèmes de grande complexité et aux problèmes où l'évaluation des fonctions est coûteuse. Lorsque la fonction est multimodale, ils permettent l'obtention de meilleures solutions que les méthodes locales sans garantie sur le caractère globale de la solution obtenue.

2.11.4. Algorithmes d'optimisation locale

Les optimiseurs les plus rapides partent d'une solution initiale et l'exploitent en déterminant un chemin de descente vers le minimum le plus proche. La solution obtenue dépend donc de la solution initiale. L'utilisation du gradient, une information vectorielle, améliore beaucoup la rapidité de convergence et est primordiale pour limiter la dépendance au nombre de variables. Cependant, les méthodes de descente basées sur le gradient ne traitent que les problèmes mono-objectifs.

Conclusion du chapitre II

L'optimisation est un domaine de l'aide à la décision où on cherche à déterminer le minimum (ou le maximum) d'une fonction afin de guider le décideur vers un choix profitable.

On peut classer les différents problèmes d'optimisation que l'on rencontre dans la vie courante en fonction de leurs caractéristiques :

- Nombre de variables de décision : Monovariante ou Multivariante.
- Type de la variable de décision : Continu, discret ou Combinatoire.
- Type de la fonction objectif : Linéaire, Quadratique ou Non linéaire.

L'optimisation classique se scinde en deux types de problèmes : l'optimisation sans contrainte et l'optimisation avec contraintes.

Lorsque l'on modélise un problème, on cherche souvent à satisfaire plusieurs objectifs, dans ce cas, on parle de problème d'optimisation multiobjectif. Les méthodes d'optimisation multiobjectif peuvent aussi être rangées en trois familles:

- Les méthodes à préférence à priori.
- Les méthodes à préférence progressive.
- Les méthodes à préférence à posteriori.

Pour résoudre les problèmes multiobjectifs, un grand nombre d'approches existent, mais deux s'en distinguent:

- La première est dite approche mono-objectif consiste à ramener le problème à un problème d'optimisation mono-objectif.
- La deuxième est dite approche multiobjectif consiste à proposer des solutions en tenant compte de l'ensemble des critères.

Chapitre III : Méthodes d'Optimisation Déterministes

3.1. Introduction

Résoudre un problème d'optimisation consiste à trouver la ou les meilleures solutions vérifiant un ensemble de contraintes et d'objectifs définis par l'utilisateur. Pour déterminer si une solution est meilleure qu'une autre, il est nécessaire que le problème introduise un critère de comparaison. Ainsi, la meilleure solution, appelée aussi solution optimale, est la solution ayant obtenu la meilleure évaluation au regard du critère défini. Les problèmes d'optimisation sont utilisés pour modéliser de nombreux problèmes appliqués : le traitement d'images, la conception de systèmes, la conception d'emplois du temps, La majorité de ces problèmes sont qualifiés de difficiles, car leur résolution nécessite l'utilisation d'algorithmes évolués, et il n'est en général pas possible de fournir dans tous les cas une solution optimale dans un temps raisonnable. Lorsqu'un seul critère est donné, par exemple un critère de minimisation de coût, la solution optimale est clairement définie, c'est celle qui a le coût minimal. Mais dans de nombreuses situations, un seul critère peut être insuffisant [67].

En effet, la plupart des applications traitées intègrent plusieurs critères simultanés, souvent contradictoires. Intégrer des critères contradictoires pose un réel problème.

La plupart des critères sont contradictoires. La solution idéale n'existe pas, et il faut donc trouver un compromis. En effet, en considérant deux critères contradictoires a et b, améliorer a détériore forcément b et inversement. Le concept de solution optimale devient alors plus difficile à définir. Dans ce cas, la solution optimale cherchée n'est plus un point unique, mais un ensemble de compromis. Résoudre un problème comprenant plusieurs critères, appelé communément problème multiobjectif, consiste donc à calculer le meilleur ensemble de solutions compromis : le front Pareto.

Dans ce chapitre, nous présenterons l'état de l'art des méthodes mathématiques utilisées dans la résolution d'un problème d'optimisation.

3.2. Méthodes d'Optimisation Déterministes

Une méthode d'optimisation est dite déterministe lorsque son évolution vers la solution du problème est toujours la même pour un même contexte initial donné, ne laissant aucune place au hasard. Ce sont en général des méthodes efficaces, peu coûteuses, mais qui nécessitent une configuration initiale (point de départ) pour résoudre le problème. Ce sont souvent des méthodes locales, c'est-à-dire qu'elles convergent vers l'optimum le plus proche du point de départ, qu'il soit local ou global [68].

Selon la dimension de la fonction objectif à optimiser, les méthodes déterministes peuvent être classifiées en unidimensionnelles ou multidimensionnelles.

3.2.1. Méthodes Déterministes Unidimensionnelles

Les méthodes déterministes unidimensionnelles sont utilisées dans l'optimisation de fonctions à un seul paramètre. Ces méthodes, aussi appelées méthodes de Recherche Linéaire (Line Search Methods), sont normalement basées sur des techniques qui permettent de localiser le point minimal de la fonction à partir de réductions successives de l'intervalle de recherche.

Dans la littérature, nous trouvons différentes méthodes unidimensionnelles, parmi lesquelles nous allons présenter la méthode de Dichotomie [69], la méthode de la Section Dorée [69], [70] et la méthode de Brent [70],[71]. La plupart de ces méthodes ne supposent pas que la fonction à minimiser soit différentiable, ni même continue, mais seulement unimodale [69].

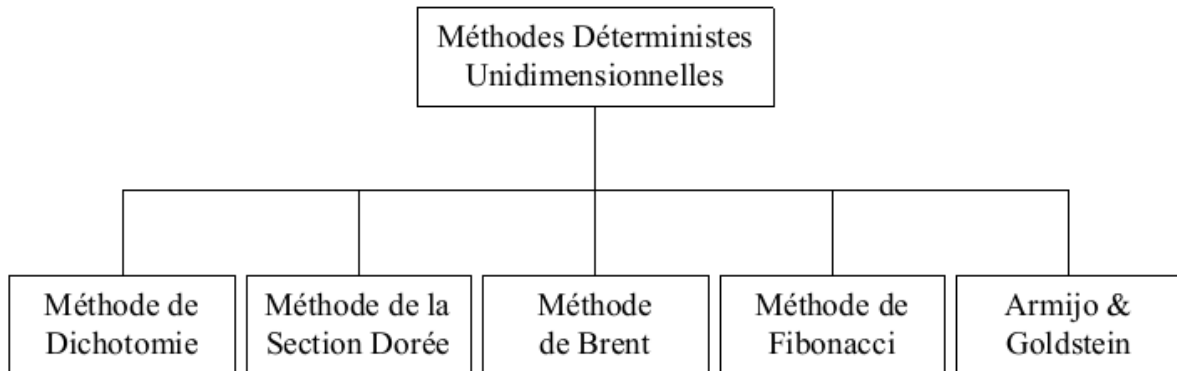


Figure 3.1. Principales méthodes déterministes unidimensionnelles

3.2.2. Méthode de Dichotomie

La méthode de Dichotomie classique [69] est une méthode unidimensionnelle de subdivision d'intervalles qui s'appuie sur l'existence d'un triplet (x_1, x_2, x_3) défini dans l'intervalle de recherche, tel que $f(x_1) > f(x_2) < f(x_3)$. Le principe de cette méthode consiste à découper en deux les intervalles $[x_1, x_2]$ et $[x_2, x_3]$ de façon à obtenir deux nouveaux points (x_4, x_5) sur lesquels la fonction sera évaluée.

À partir des valeurs de $f(x_1)$, $f(x_2)$, $f(x_3)$, $f(x_4)$ et $f(x_5)$, on choisit parmi x_1, x_2, x_3, x_4 et x_5 , le nouveau triplet qui sera utilisé pour faire le prochain découpage. Ainsi, à chaque itération du processus, nous avons une réduction de l'intervalle de recherche en utilisant deux nouvelles évaluations de la fonction, comme nous montrent les différentes images de la Figure 3.2. Le processus s'arrête lorsque l'intervalle de découpage devient plus petit qu'un ϵ prédéterminé.

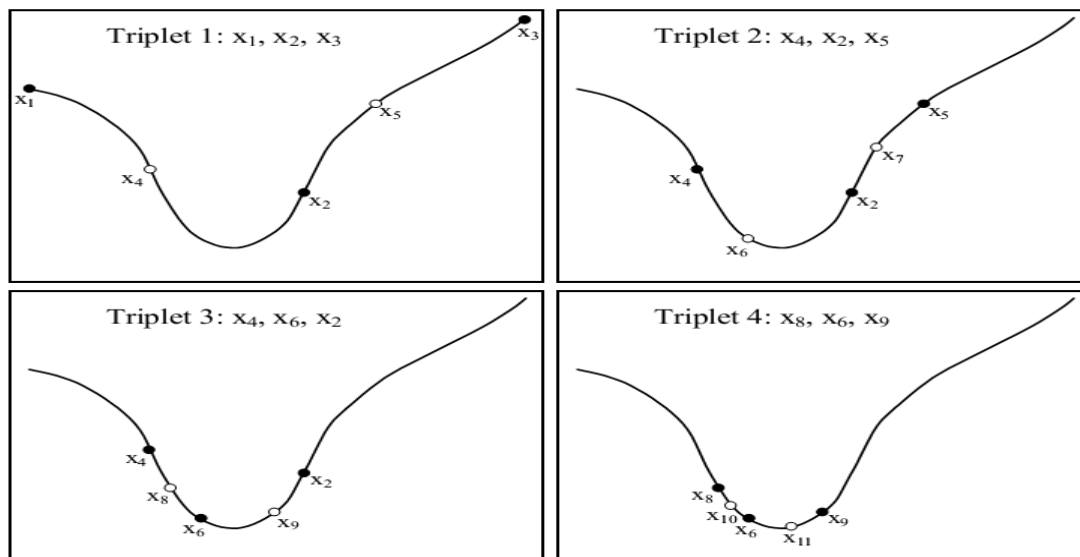


Figure 3.2. Méthode de Dichotomie

3.2.3. Méthode de la Section Dorée

La méthode de la Section Dorée (Golden Section Search) [69], [70] utilise le même principe de découpage de la méthode précédente, à la différence qu'au lieu de découper l'intervalle de recherche $[x_1, x_3]$ en quatre, elle le découpe en trois, ce qui ne coûte, à chaque itération, qu'une seule évaluation supplémentaire de la fonction, comme nous pouvons le vérifier sur la Figure 3.3.

Le point de découpage utilisé à chaque itération est donné par une distance égale à $(\sqrt{5} - 1)/2 \approx 0.6180$ du point initial de l'intervalle de recherche. Cette valeur est égale à l'inverse du nombre $(\sqrt{5} + 1)/2 \approx 1.6180$ et son utilisation permet d'obtenir une série de triplets optimale qui accélère la convergence de la méthode.

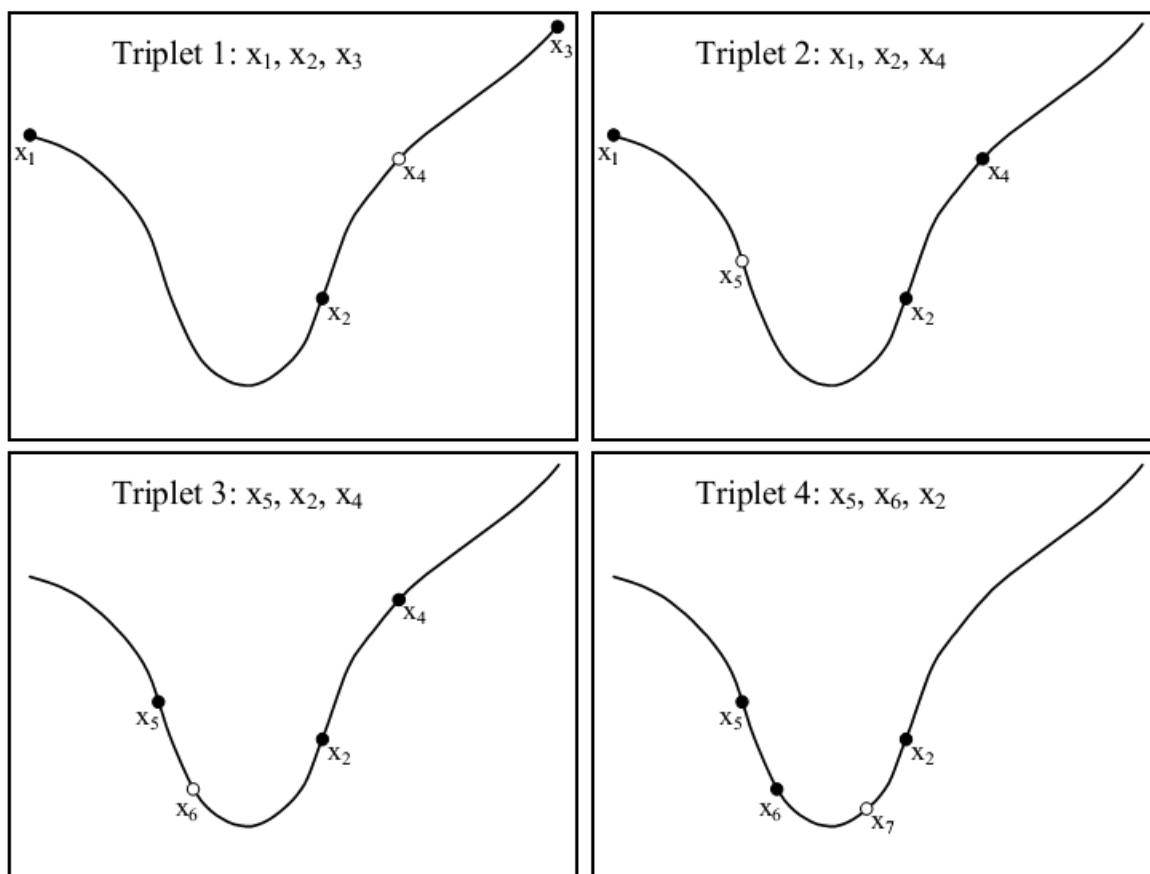


Figure 3.3. Méthode de la Section Dorée

3.2.4. Méthode de Brent

La méthode de Brent [70], [71] effectue la réduction de l'intervalle de recherche en utilisant une interpolation polynomiale de la fonction, calculée aussi à partir d'un triplet (x_1, x_2, x_3) . Dans cette méthode, le point de découpage est donné par l'abscisse de la parabole définie par le triplet, comme nous montre la Figure 3.4.

Ainsi comme la méthode de la Section Dorée, la méthode de Brent n'utilise qu'une seule évaluation supplémentaire de la fonction à chaque itération. Dans le cas de fonctions

différentiables, nous pouvons utiliser une variante de cette méthode qui s'appuie sur le gradient de la fonction pour accélérer la convergence du processus de recherche [70].

Il existe encore d'autres méthodes d'optimisation unidimensionnelles, comme par exemple la méthode de Fibonacci [72] et la méthode de recherche linéaire d'Armijoet Goldstein [73]. Malgré les différences concernant la vitesse de convergence, les critères d'arrêt et le principe de découpage utilisé par ces méthodes, l'utilisation d'un triplet pour orienter la réduction de l'intervalle de recherche reste toujours une caractéristique qu'elles ont en commun.

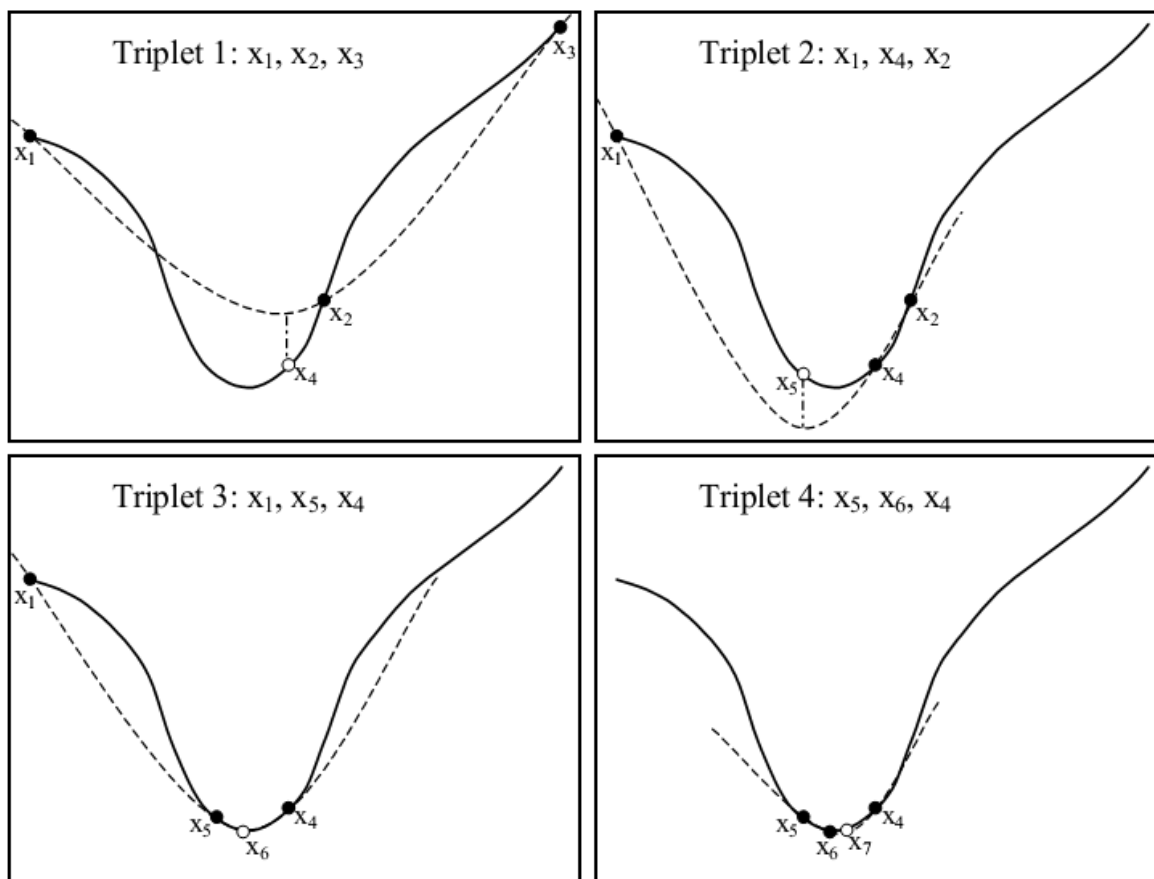


Figure 3.4. Méthode de Brent

3.3. Méthodes Déterministes Multidimensionnelles

Les méthodes déterministes multidimensionnelles sont consacrées à l'optimisation de fonctions à un paramètre ou plus. Elles peuvent être classées selon l'utilisation de l'information des dérivées de la fonction objectif par rapport aux paramètres x_k . Elles sont dites directes ou d'ordre 0 si elles n'utilisent que l'information de la valeur de la fonction elle-même. Dans le cas où elles nécessitent aussi le calcul du gradient de la fonction, elles sont dites indirectes ou d'ordre 1.

Les méthodes d'ordre 0 sont en général peu précises et convergent très lentement vers l'optimum [74]. En revanche, elles offrent l'avantage de se passer du calcul du gradient, ce qui peut être intéressant lorsque la fonction n'est pas différentiable ou lorsque le calcul de son gradient représente un coût important.

Les méthodes d'ordre 1 permettent d'accélérer la localisation du point d'optimisation, une fois que le gradient donne l'information sur la direction de recherche de la solution. Par contre, elles sont applicables uniquement aux problèmes où la fonction est continûment différentiable.

Nous pouvons diviser les méthodes multidimensionnelles, qu'elles soient directes ou indirectes, en deux différents groupes: les méthodes analytiques ou de descente et les méthodes heuristiques ou géométriques.

Les méthodes analytiques se basent sur la connaissance d'une direction de recherche souvent donnée par le gradient de la fonction. La plupart de ces méthodes sont d'ordre 1 et exécutent des minimisations linéaires successives en faisant appel à des méthodes unidimensionnelles [70]. Les exemples les plus significatifs de méthodes analytiques sont la méthode de la Plus Grande Pente [69], le Gradient Conjugué [69], [75] [Fletcher 1987] [70], la méthode de Powell [76] et les méthodes Quasi-Newton [69], [70], [75]

Les méthodes heuristiques explorent l'espace par essais successifs en recherchant les directions les plus favorables. À l'opposé des méthodes analytiques, la plupart de ces méthodes sont d'ordre 0. Les implémentations de méthodes géométriques les plus souvent utilisées sont celles de la méthode du Simplex [77], la méthode de Rosenbrock [78] et la méthode de variations locales de Hooke et Jeeves [79].

La Figure 3.5 montre les méthodes multidimensionnelles les plus importantes avec leur ordre respectif de résolution.

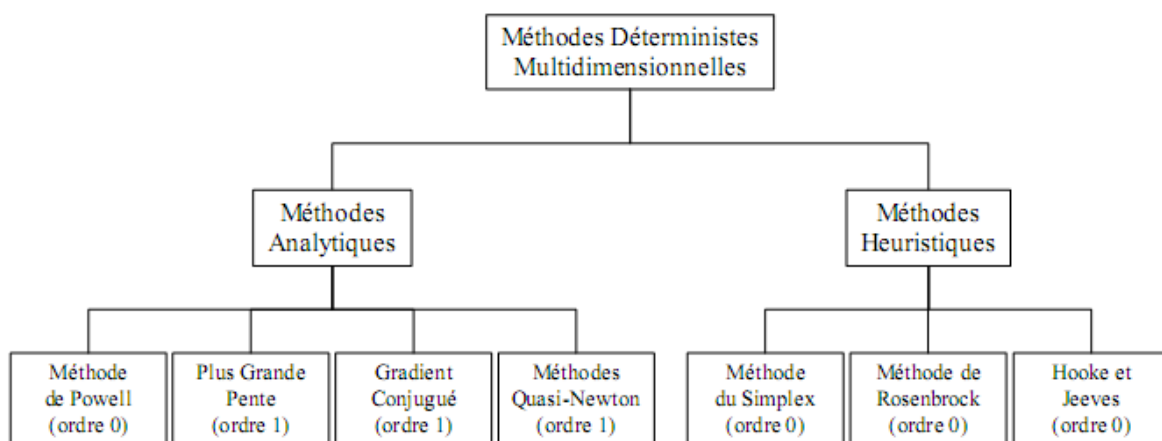


Figure 3.5. Principales méthodes déterministes multidimensionnelles

3.3.1. Méthode de la Plus Grande Pente

La méthode de la Plus Grande Pente (Steepest Descent) [69] ou méthode du Gradient à Pas Optimal est une des méthodes les plus classiques utilisées pour minimiser une fonction à plusieurs variables. Cette méthode d'ordre 1 est basée sur la constatation que la direction opposée à celle du gradient de la fonction représente une direction de descente [70].

Nous pouvons donc, à partir d'un point initial x_0 , calculer la valeur du gradient et utiliser une méthode de recherche linéaire pour minimiser la fonction dans la direction de descente

opposée. Cette minimisation permet de calculer la valeur du pas optimal α_k qui nous emmène à un nouveau point de recherche à chaque itération du processus, en utilisant l'équation suivante :

$$x_{k+1} = x_k - \alpha \nabla f(x) \quad (3.1)$$

où x_k est le point de recherche à l'itération k , x_{k+1} est le nouveau point de recherche calculé à partir de la minimisation de f dans la direction opposée à son gradient.

Le processus s'arrête lorsque $\|x_{k+1} - x_k\| < \varepsilon$, ε étant une tolérance prédéterminée.

3.3.2. Gradient Conjugué

Le Gradient Conjugué [69], [75], [70] utilise le même principe que la méthode précédente, à la différence que la direction de descente n'est plus donnée par le gradient de la fonction, mais par des directions conjuguées successives. Deux directions h_0 et h_1 sont dites conjuguées par rapport à la matrice Hessienne H d'une fonction, si $h_0^T = H h_1$.

Les directions conjuguées peuvent être obtenues directement à partir du Hessien de la fonction objectif. Cependant, ce calcul peut représenter un coût important pour la méthode d'optimisation. Pour éviter ce problème, la méthode du Gradient Conjugué effectue le calcul des directions conjuguées à partir des équations (3.2) et (3.3).

$$h_{k+1} = g_{k+1} + \beta_k h_k \quad (3.2)$$

$$\beta_k = \frac{g_{k+1} \cdot g_{k+1}}{g_k \cdot g_k} \quad (3.3)$$

où

h_k et h_{k+1} sont des directions conjuguées g_k et g_{k+1} sont les directions opposées aux gradients calculés sur les points x_k et x_{k+1} , respectivement.

Ce calcul est uniquement valable si le point x_{k+1} est obtenu à partir d'une minimisation linéaire où h_k représente la direction de recherche [70], comme nous montre l'équation (3.4).

$$x_{k+1} = x_k + \alpha_k h_k \quad (3.4)$$

où α_k est le pas optimal donné par une minimisation linéaire.

Le terme β_k donné par (10) a été proposé par Fletcher et Reeves en 1964 [80]. Quelques années plus tard, en 1971, Polak et Ribière [81] ont proposé une variante au calcul de β_k (3.5) qui semble donner des meilleurs résultats.

$$\beta_k = \frac{(g_{k+1} - g_k) \cdot g_{k+1}}{g_k \cdot g_k} \quad (3.5)$$

3.3.3. Méthodes Quasi-Newton

Les méthodes Quasi-Newton [69], [70], [75] consistent à imiter la méthode de Newton où l'optimisation d'une fonction est obtenue à partir de minimisations successives de son approximation au second ordre.

À la différence de l'algorithme de Newton, les méthodes Quasi-Newton ne calculent pas le Hessien H de la fonction pour atteindre la solution du problème. Au lieu d'utiliser le Hessien, elles utilisent une approximation définie positive de H qui peut être obtenue soit à partir de l'expression proposée par Davidon-Fletcher-Powell (DFP) [70] (3.6), soit par celle proposée par Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno (BFGS) [70] (3.7).

$$S_{k+1} = S_k + \frac{\delta_k(\delta_k)^T}{(\delta_k)^T \gamma_k} - \frac{S_k \gamma_k (\gamma_k)^T S_k}{(\gamma_k)^T S_k \gamma_k} \quad (3.6)$$

$$S_{k+1} = S_k + \left[1 + \frac{(\gamma_k)^T S_k \gamma_k}{(\delta_k)^T \gamma_k} \right] \frac{\delta_k(\delta_k)^T}{(\delta_k)^T \gamma_k} - \frac{\delta_k(\gamma_k)^T S_k + S_k \gamma_k (\delta_k)^T}{(\delta_k)^T \gamma_k} \quad (3.7)$$

$$\delta_k = x_{k+1} - x_k$$

$$\gamma_k = \nabla f(x_{k+1}) - \nabla f(x_k)$$

S_k est l'approximation du Hessien qui, à l'itération $k = 0$, est égale à une matrice identité.

À chaque itération, le point x_{k+1} est obtenu à partir d'une recherche linéaire que se fait dans la direction donnée par $S_k \nabla f(x_k)$, ce qui nous emmène à l'équation (3.8).

$$x_{k+1} = x_k + \alpha_k S_k \nabla f(x_k) \quad (3.8)$$

où α_k est le pas optimal donné par une minimisation linéaire.

3.3.4. Méthode du Simplex

La méthode du Simplex est une méthode directe développée par Nelder et Mead [77], dont l'idée est de modifier un simplex de façon à ce qu'il atteigne le point d'optimisation. Le simplex est une figure géométrique de dimension n , créée à partir de $n + 1$ points, où chaque dimension correspond à un paramètre du problème à optimiser. Un simplex de deux dimensions est donc représenté par un triangle, un simplex de trois dimensions par un tétraèdre, etc.

Pour déplacer le simplex vers la région optimale, la méthode vérifie la valeur de la fonction sur chacun des sommets du simplex original et déplace le point où la fonction présente sa plus grande valeur vers la direction opposée. Cette transformation s'appelle réflexion et elle est appliquée de façon à conserver le volume original du simplex. Il existe aussi des situations spécifiées par la méthode où le point est déplacé soit par une expansion, soit par une contraction du simplex, comme le montre la Figure 3.6.

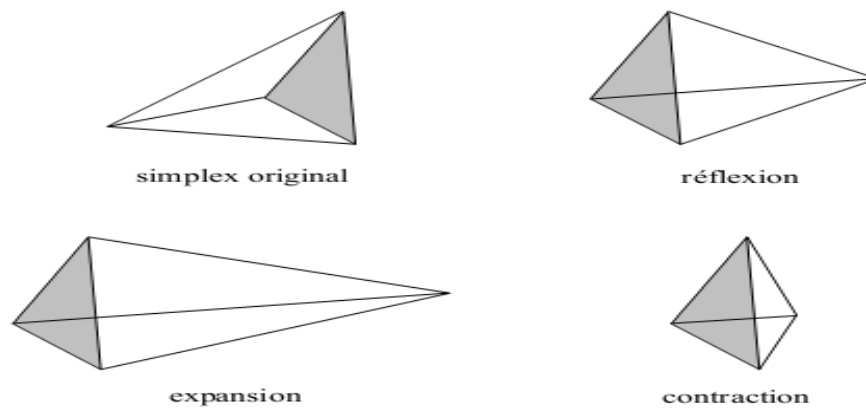


Figure 3.6. Méthode du Simplex

Le processus s'arrête au moment où le déplacement donné par une des transformations devient plus petit qu'une tolérance ε prédéterminée. Ainsi comme d'autres méthodes géométriques, la méthode du Simplex n'est pas assez performante, car elle utilise un nombre important d'évaluations de la fonction avant d'atteindre le point minimal. Par contre, elle présente l'avantage de ne pas utiliser la valeur du gradient de la fonction.

3.1. Méthodes Déterministes de Transformation

Les Méthodes de Transformation ou Indirectes [82], [83] représentent une famille de méthodes qui transforment le problème original avec contraintes en un sous-problème équivalent sans contraintes, en introduisant les contraintes de conception dans la fonction objectif que nous cherchons à optimiser.

Une fois que le problème équivalent est créé, un algorithme classique d'optimisation sans contraintes (Gradient Conjugué, Quasi-Newton, ...) est appliqué sur lui de façon à trouver une solution qui sera utilisée pour l'actualiser. Ce processus se répète de façon itérative jusqu'au moment où le critère de convergence est vérifié.

Parmi les méthodes de transformation les plus utilisées, nous avons les Méthodes de Pénalités [84] [85], la Méthode du Lagrangien Augmenté [86], [87], la Méthode de Variables Mixtes [88] et la Méthode des Asymptotes Mobiles [89] - Figure 3.7.

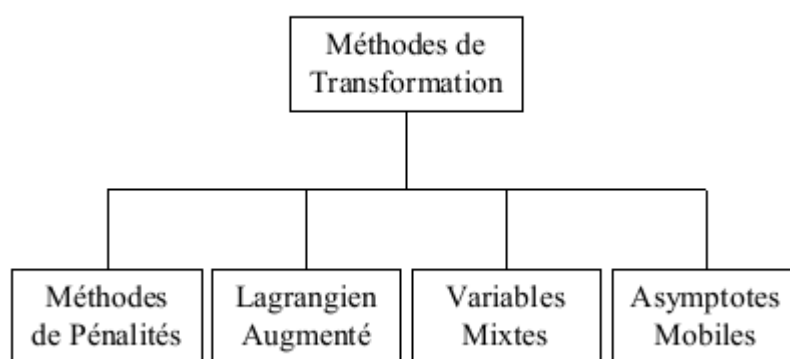


Figure 3.7. Principales méthodes de transformation

Tableau 3.1. Hiérarchie des méthodes d'optimisation

Méthodes d'optimisation	Méthodes Déterministes	Méthodes d'optimisation sans contraintes	Méthodes Unidimensionnelles		Dichotomie
					Section dorée
					Brent
					Fibonacci
					Armijo et Goldstein
			Méthodes Multidimensionnelles		Méthodes Heuristiques
					Simplex
					Rosenbrock
					Hooke et Jeeves
					Méthodes Analytiques
		Méthodes de Transformation		Pénalités	
				Lagrangien Augmenté	
				Variables Mixtes	
				Asymptotes Mobiles	
	Méthodes Directes				
	Méthodes d'optimisation avec contraintes		Ellipsoïdes		
			Programmation Quadratique Réursive		
			Directions Admissibles		
			Gradient Réduit		
			Gradient Projeté		
Méthodes Stochastiques	Méthodes Evolutionnistes	Algorithmes Génétiques			
		Stratégies d'Evolution			
		Programmation Evolutionniste			
		Programmation Génétique			
	Recuit Simulé				
	Recherche Tabou				

3.3.5. Méthodes de Pénalités

Les Méthodes de Pénalités [84], [85], [90] sont souvent utilisées dans l'optimisation de problèmes contraints, car elles sont assez simples d'un point de vue théorique et d'une grande efficacité d'un point de vue pratique.

L'idée de ces méthodes est de remplacer la résolution du problème avec contraintes par une suite de résolutions de problèmes sans contraintes, en introduisant dans la fonction objectif une pénalisation concernant chacune des fonctions contraintes violées, comme nous le montre l'équation (3.9).

$$(P_k) = \{ \text{Min } \Phi(x, r) = f(x) + r_k \sum_{i=1}^m W(g_i(x)) \} \quad (3.9)$$

où

$r_k > 0$ est un coefficient de pénalité actualisé à chaque itération du processus d'optimisation

W est une fonction de pénalisation définie en $\mathfrak{R} \rightarrow \mathfrak{R}$ telle que:

$$\begin{aligned} W(y) &= 0 & \text{si } y \geq 0 \\ W(y) &= +\infty & \text{si } y < 0 \end{aligned} \quad (3.10)$$

Selon la nature de la fonction de pénalité W utilisée, les méthodes de pénalités peuvent être divisées en deux classes: les méthodes de pénalités intérieures et les méthodes de pénalités extérieures.

3.3.5.1. Méthodes de Pénalités Intérieures

Les Méthodes de Pénalités Intérieures [84] sont aussi appelées méthodes à barrière, car la fonction de pénalité forme une barrière infinie tout au long de la frontière du domaine réalisable Ψ . Les fonctions de pénalités les plus utilisées par ces méthodes sont la fonction inverse (3.11) et la fonction logarithmique (3.12).

$$W(g_i(x)) = -\frac{1}{g_i(x)} \quad (3.11)$$

$$W(g_i(x)) = -\log(-g_i(x)) \quad (3.12)$$

En utilisant ces fonctions, lorsque x appartient à Ψ , $W(x) > 0$ et lorsque x tend vers sa frontière, $W(x) \rightarrow +\infty$. Par conséquent, nous ne pouvons jamais franchir la frontière de Ψ , et les solutions générées par l'algorithme seront donc admissibles pendant tout le processus d'optimisation. Cependant, ces méthodes présentent l'inconvénient d'avoir besoin d'un point initial qui soit à l'intérieur du domaine réalisable, ce qui n'est pas toujours facile à obtenir.

3.3.5.2. Méthodes de Pénalités Extérieures

Les Méthodes de Pénalités Extérieures [85] ne présentent pas le même inconvénient que les méthodes de pénalités intérieures, car l'approximation de la solution est faite par l'extérieur du domaine réalisable Ψ , ce qui nous permet d'avoir un point initial dans cette région de l'espace.

La fonction de pénalité utilisée par ces méthodes est donnée par (3.13). Cette fonction nous donne une augmentation de la pénalisation à mesure que nous nous éloignons de Ψ .

$$W(g_i(x)) = \max[0, g_i(x)]^2 \quad (3.13)$$

Contrairement aux méthodes de pénalités intérieures, les solutions générées par ces méthodes ne sont pas toujours admissibles pendant tout le processus d'optimisation. Ceci peut représenter un inconvénient, surtout lorsque l'algorithme ne converge pas et nous nous retrouvons alors avec une solution irréalisable.

3.3.6. Lagrangien Augmenté

Le Lagrangien Augmenté [86], [87], [91] est une méthode de transformation basée sur la minimisation d'une fonction L appelée fonction Lagrangienne Augmentée. Cette fonction est créée à partir de l'addition d'une pénalisation à la fonction Lagrangienne classique (3.14)

$$L(x, \lambda) = f(x) + \sum_{i=1}^m \lambda_i g_i(x) \quad (3.14)$$

associée au problème d'optimisation, comme nous pouvons le vérifier dans l'équation (3.15).

$$L(x, \lambda, r) = f(x) + \sum_{i=1}^m \lambda_i g_i(x) + r \sum_{i=1}^m g_i^2(x) \quad (3.15)$$

où

$$r \sum_{i=1}^m g_i^2(x)$$

représente la fonction de pénalité.

3.4. Méthodes Déterministes Directes

Les Méthodes Directes ou Primales [69], [82] sont des méthodes qui travaillent directement avec le problème contraint original. Ces méthodes sont capables de trouver une solution soit à partir d'une suite de minimisations unidirectionnelles, soit en remplaçant le problème original par une suite de sous-problèmes approchés.

Il existe plusieurs méthodes directes, parmi lesquelles nous remarquons la Programmation Quadratique Réursive [92], la Méthode de l'Ellipsoïde [93], la Méthode des Directions Admissibles [69], la Méthode du Gradient Réduit [69] et la Méthode du Gradient Projeté [69] Figure 3.8.

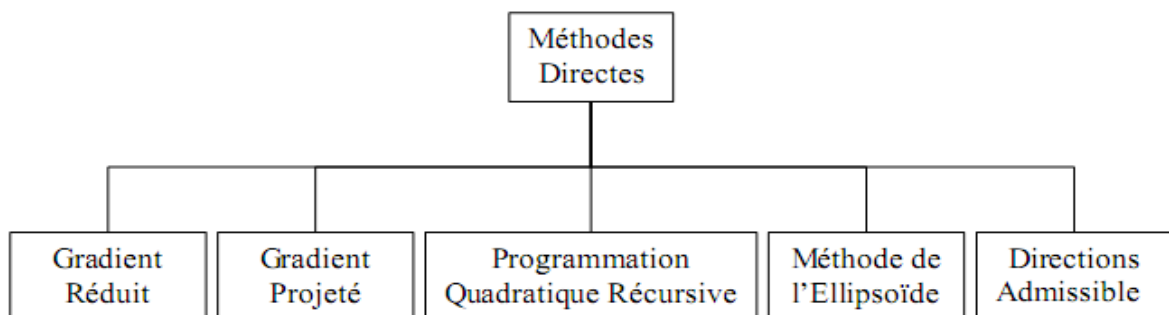


Figure 3.8. Principales méthodes directes

Conclusion du chapitre III

Une méthode d'optimisation est dite déterministe lorsque son évolution vers la solution du problème est toujours la même pour un même contexte initial donné.

Selon la dimension de la fonction objectif à optimiser, les méthodes déterministes peuvent être classifiées en unidimensionnelles ou multidimensionnelles.

Les méthodes déterministes unidimensionnelles sont utilisées dans l'optimisation de fonctions à un seul paramètre.

Les méthodes déterministes multidimensionnelles sont consacrées à l'optimisation de fonctions à un paramètre ou plus.

Les Méthodes de Transformation ou Indirectes représentent une famille de méthodes qui transforment le problème original avec contraintes en un sous-problème équivalent sans contraintes.

Les Méthodes Directes ou Primales sont des méthodes qui travaillent directement avec le problème contraint original. Ces méthodes sont capables de trouver une solution soit à partir d'une suite de minimisations unidirectionnelles, soit en remplaçant le problème original par une suite de sous-problèmes approchés.

Chapitre IV Méthodes d'Optimisation Métaheuristiques

4.1. Introduction

Le mot métaheuristique est composé de deux mots ; le mot méta qui est un préfixe signifiant "au-delà" ou bien "dans un niveau supérieur"; et le mot heuristique qui vient du verbe heuriskein et qui signifie 'trouver' [94].

Les métaheuristiques sont des stratégies qui permettent de guider la recherche d'une solution optimale, leur but est de faire explorer l'espace de recherche d'une manière efficace pour atteindre des solutions presque optimales.

4.1.1. Classification

On peut classer les métaheuristiques selon plusieurs points de vue ; par conséquent on peut trouver une métaheuristique qui appartient aux différentes classes selon le critère de la classification [95] , donc on a comme critères :

a. Le nombre des solutions manipulées à la fois : selon ce point de vue, on distingue deux classes des métaheuristiques :

- Les métaheuristiques basées sur la manipulation (évaluation et modification) d'une solution à la fois : Dans ce type de méthodes la notion de voisinage d'une solution est pertinente. On trouve dans cette classe la méthode de recuit simulé, la recherche tabou, la recherche locale itérée, la recherche avec voisinage variable et autres.

- Les métaheuristiques basées sur la manipulation d'un ensemble de solutions à la fois dite généralement population de solutions ; citons dans cette classe les algorithmes génétiques, l'optimisation par colonies de fourmis et l'optimisation par essaim des particules [95], firefly et TLBO.

b. Type de parcours : les métaheuristiques sont des méthodes qui explorent l'espace de recherche soit avec le déplacement dans l'ensemble de voisinage ou avec l'échange de l'état des individus d'une population. Ce déplacement forme une sorte de parcours qui peut être continu comme dans le recuit simulé et la recherche tabou ; ou discontinu comme dans la recherche locale itérée, les algorithmes génétiques, l'optimisation par colonies de fourmis [95].

c. Emploi de mémoire : l'emploi de la mémoire signifie l'utilisation de l'historique de la recherche pour déduire l'état courant de l'optimisation. Dans ce contexte, on peut distinguer deux types : les métaheuristiques dites "sans mémoire" où l'état actuel de la recherche est déterminé uniquement suivant l'état précédent, c'est le cas de la descente récursive, le recuit simulé. Par contre, il existe des méthodes qui utilisent l'historique pour guider la recherche telle que la recherche tabou. la mémoire peut être figurée selon différentes formes, par exemple, on peut considérer que l'ensemble des individus d'un algorithme génétique forme une mémoire, la phéromone dans l'optimisation par colonies de fourmis aussi et les positions dans l'optimisation par essaim des particules [95].

d. La source de la méthode: on trouve généralement deux classes : d'un côté les méthodes inspirées de la nature tel que le recuit simulé, les algorithmes génétiques, l'optimisation par colonies de fourmis et l'optimisation par essaim des particules, et de l'autre côté, on trouve des méthodes qui ont des origines non naturelles, telle que la recherche avec tabou, la recherche avec voisinage variable, la recherche locale itérée [95].

e. **Nombre et structure de voisinage** : le voisinage est l'ensemble des solutions (états) atteignables à partir de la solution (état) courante ; le voisinage peut être fixe ou variable. Les métaheuristiques, selon ce critère, sont classifiées en deux : les métaheuristiques avec un voisinage fixe, c'est le cas de la majorité des heuristiques ; et les métaheuristiques avec un voisinage variable, c'est le cas de la recherche avec voisinage variable [95].

4.2. Les méthodes basées sur une seule solution

Appelées aussi méthodes de trajectoire, le processus de recherche trace une sorte de chemin ou un parcours le long de leur progression, il se déplace d'une solution vers une autre dans l'espace de recherche ; ce déplacement est possible grâce à la notion de voisinage. Les sections suivantes donnent une vision sur les méthodes de recherche locale les plus connues, de la descente récursive qui représente une méthode de base au recuit simulé et la recherche tabou [96].

4.2.1. La descente récursive

C'est un exemple typique des méthodes de recherche locale, elle progresse à travers l'ensemble des solutions X par le choix de la meilleure solution voisine de la solution courante et ainsi de suite ; ce processus s'interrompt lorsqu'un minimum local est atteint [94].

Cette méthode est caractérisée par sa simplicité mais elle a deux inconvénients :

- Suivant la taille et la structure du voisinage $N(s)$ considérées, la recherche de la meilleure solution voisine est un problème qui peut être aussi difficile que le problème (P) initial.
- elle est incapable de progresser au-delà du premier minimum local rencontré. Par contre les problèmes d'optimisation combinatoire comportent en générale plusieurs optima locaux pour lesquels la valeur de la fonction objectif peut être fort éloignée de la valeur optimale.

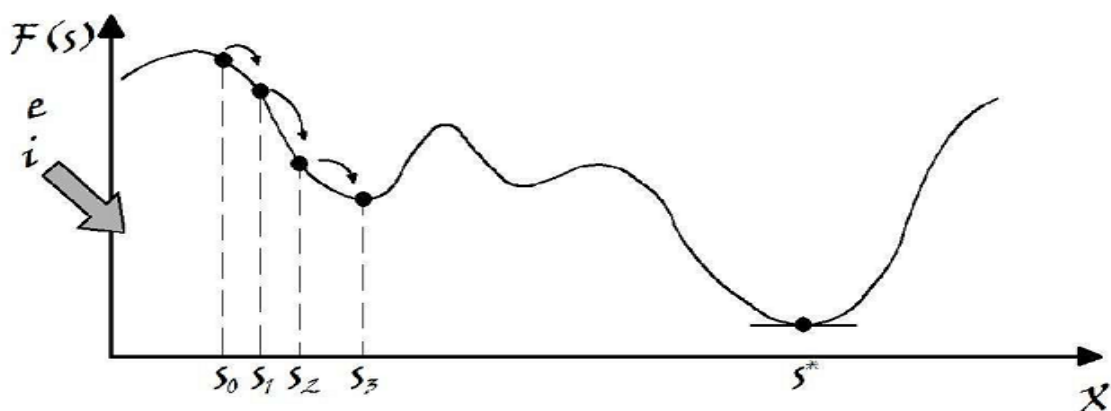


Figure.4.1. L'algorithme de descente ne peut pas remonter pour sortir d'un optimum local

Pour palier à ces problèmes, l'idée est de faire accepter des solutions moins bonnes (pour échapper du minimum local); en plus on exploite une portion de voisinage d'une solution pour faire diminuer la taille du problème; ce que font les autres méthodes de recherche locale [94].

4.2.2. Le recuit simulé

Le recuit simulé (SA) est parmi les plus vieilles métaheuristiques et sûrement l'un des premiers algorithmes qui ont une stratégie explicite pour échapper de minima locaux [97]. Les origines du recuit simulé remontent aux expériences réalisées par Metropolis et al [98]. Dans les années 50 pour simuler l'évolution d'un tel processus de recuit physique [99] ; Metropolis et al. utilisent une méthode stochastique pour générer une suite d'états successifs du système en partant d'un état initial donné. Tout nouvel état est obtenu en faisant subir un déplacement (une perturbation) aléatoire à un atome quelconque. Soit ΔE la différence d'énergie occasionnée par une telle perturbation. Le nouvel état sera accepté si l'énergie du système diminue ($E < 0$). Sinon, il sera accepté avec une probabilité définie par :

$$p(E, T) = \exp(-E / (C_b \cdot T)) \quad (4.1)$$

Où T est la température du système et C_b est un constant physique connu sous le nom de constant de Boltzmann.

Le recuit simulé est une méthode de recherche locale dont le mécanisme de recherche est calqué sur l'algorithme de Metropolis, et les principes du recuit thermodynamique ; il a été, la première fois, présenté comme un algorithme de recherche pour les problèmes d'optimisation combinatoire par S. Kirkpatrick et autres [98]. L'idée fondamentale est de permettre au processus de recherche de se déplacer vers des solutions ayant une qualité plus mauvaise que la qualité de la solution courante (mouvements ascendants) ; afin de s'échapper du minimum local. La probabilité de faire un tel déplacement est diminuée pendant la recherche.

L'organigramme de la méthode du recuit simulé est représenté comme suit : [100]

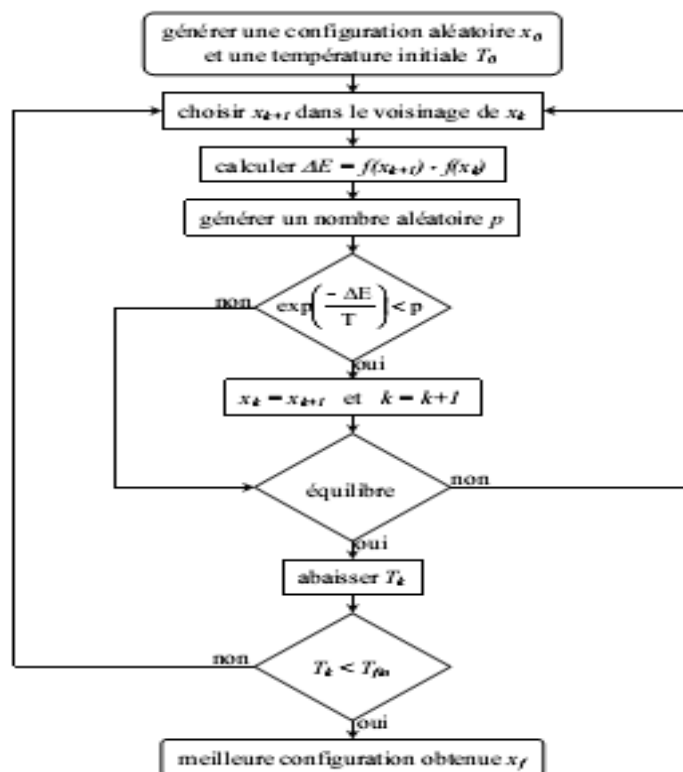


Figure.4.2. Organigramme de la méthode du recuit simulé

4.2.3. La Recherche Tabou

La recherche tabou ou recherche avec tabou est l'une des métaheuristiques les plus utilisées dans le domaine de l'optimisation des problèmes difficiles. Elle est introduite par Glover basé sur ses premières idées formulées. La méthode de recherche tabou utilise l'historique de la recherche pour implémenter un mécanisme permettant d'échapper de l'optimum local et aussi d'éviter les cycles dans la recherche. Ce qui donne comme résultat une bonne exploration de l'espace de recherche.

4.2.3.1. Principe et démarche

Initialement, la méthode de recherche avec tabou se comporte comme la descente récursive. Elle applique une recherche locale basée sur la règle d'amélioration de la fonction objectif, c'est-à-dire choisir à partir de l'ensemble des voisins de la solution courante, la meilleure solution, et qui doit être mieux que la solution courante. Lorsqu'on atteint un optimum local, la recherche tabou permet d'accepter la meilleure solution qui appartient à l'ensemble des voisines même si elle a une qualité inférieure de la solution actuelle. En d'autres mots, on a choisi le moins mauvais. La recherche tabou ne s'arrête donc pas au premier optimum trouvé [94].

L'organigramme de la méthode de la recherche tabou est représenté comme suit [100]:

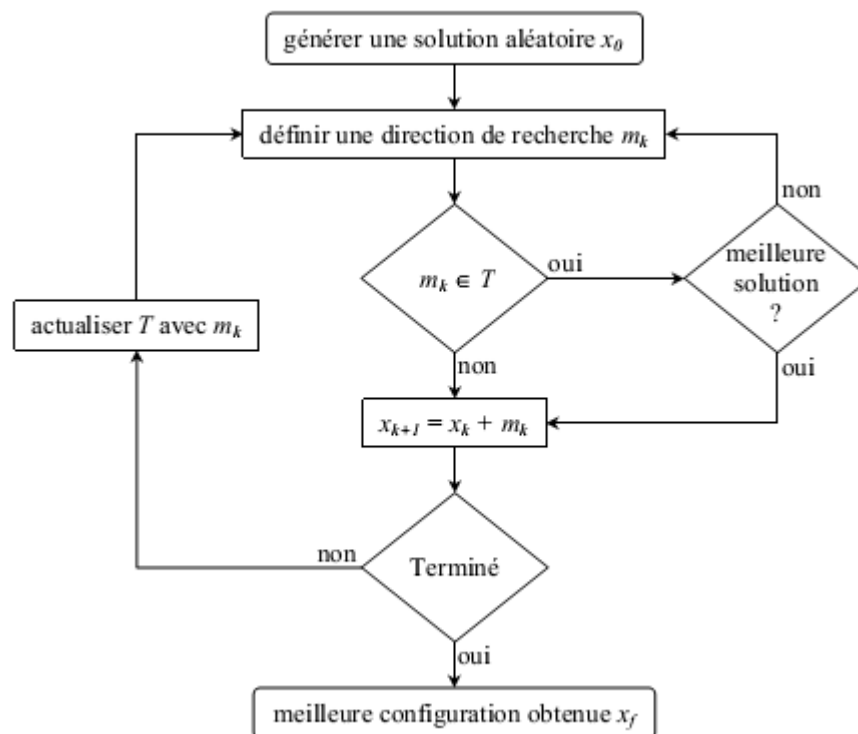


Figure.4.3. Organigramme de la méthode recherche tabou

4.3. Les méthodes basées sur une population des solutions

Les métaheuristiques basées sur la manipulation d'une population des solutions essayent d'augmenter la qualité moyenne d'un ensemble des solutions via un mécanisme défini.

Généralement ces méthodes sont inspirées de la nature, du domaine de la biologie, l'éthologie et autres [99].

On distingue deux approches utilisées par les méthodes basées sur une population de solutions : la première est l'utilisation des mécanismes d'évolution naturels, cette approche est représentée par les Algorithmes Génétiques (GAs), microGAs, et autres. La deuxième est l'utilisation de l'intelligence collective, cette approche est représentée par Fireflies, ACO, PSO et autres.

4.3.1. Algorithmes Génétiques

Les Algorithmes Génétiques (AG) font partie d'une famille de méthodes stochastiques appelée Méthodes Évolutionnistes qui reposent sur une analogie avec la Théorie de l'Évolution Naturelle de Darwin, selon laquelle les individus d'une population les mieux adaptés à leur environnement ont une plus grande probabilité de survivre et de se reproduire de génération en génération, en donnant des descendants encore mieux adaptés [100].

Les Algorithmes Génétiques ont été proposés par Holland [101], puis développées par d'autres chercheurs tels que De Jong [102], Goldberg [103] et Michalewicz [104]. Ils sont actuellement une des méthodes les plus diffusées et les plus utilisées dans la résolution de problèmes d'optimisation dans de nombreux domaines d'application. Depuis le modèle proposé par Holland, il y a eu différentes implémentations concernant les AG. Néanmoins, le principe sur lequel la méthode est basée reste toujours le même [105], [106] et [107].

4.3.1.1. Description de la Méthode

L'algorithme de résolution commence avec la création d'une population P de taille $N > 0$ constituée par des individus générés aléatoirement. Ensuite, on mesure l'adaptation de chacun des individus de P à partir de la valeur de la fonction objectif évaluée sur eux. La prochaine étape du processus consiste à faire évoluer cette population vers une population plus adaptée à chaque génération, en utilisant trois différents opérateurs: la sélection, le croisement et la mutation. Lorsque nous n'avons plus d'amélioration dans l'adaptation des individus de la population, l'algorithme s'arrête. La Figure 4.4 illustre le processus d'optimisation développé par les AG [100].

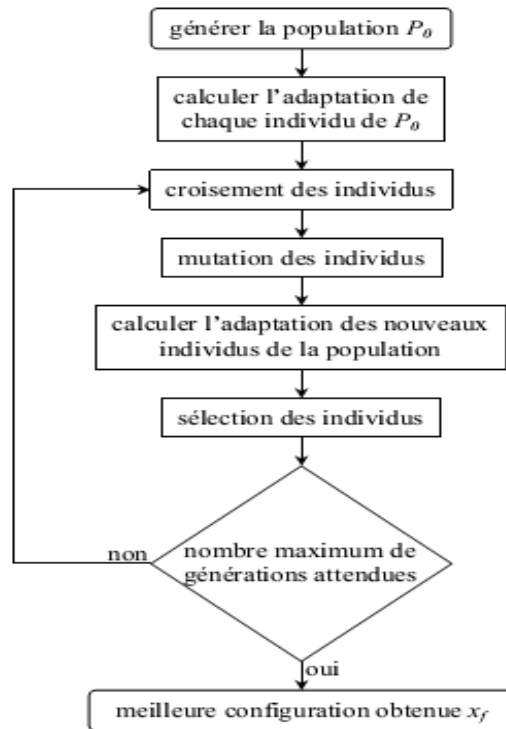


Figure.4.4 Algorithme Génétique standard

La procédure effectuée par chacun des opérateurs utilisés par les AG sera décrite dans les paragraphes suivants.

a. Opérateur de Sélection

La sélection est un opérateur “génétique” appliqué sur la population courante de façon à sélectionner les individus qui iront former la population de la prochaine génération. La sélection de ces individus est basée sur leur valeur d’adaptation. Ainsi, les individus les plus adaptés sont généralement sélectionnés pour constituer la génération suivante, alors que les plus faibles sont exclus sans avoir la possibilité d’avoir des descendants, comme nous montre la Figure 4.5[100].

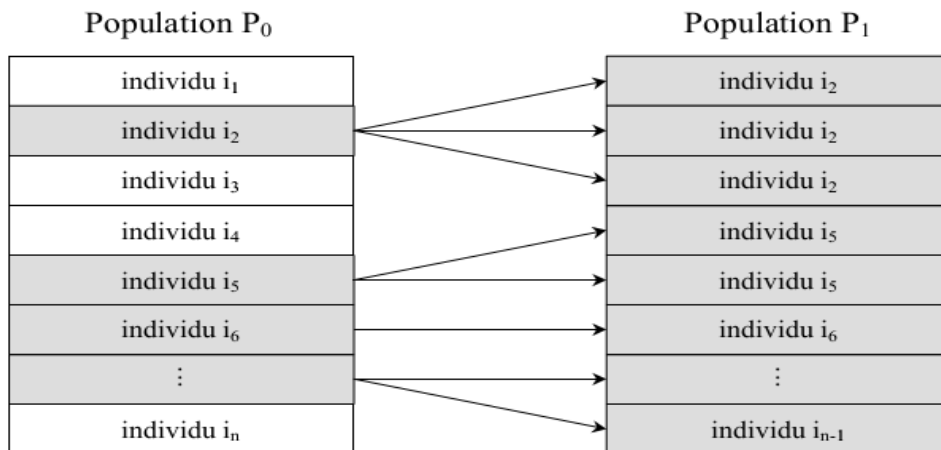


Figure.4.5 Sélection des individus d’une population

Il existe différentes façons d'implémenter un opérateur de sélection, parmi lesquelles nous trouvons: la *sélection proportionnelle* et la *sélection par rang*. Néanmoins, le processus de sélection développé par ces différents mécanismes est toujours divisé en deux étapes [107] , [105] .

La première étape consiste en attribuer à chaque individu i_j un nombre réel p_j qui représente le nombre de descendants attendus pour lui dans la génération suivante. Selon le mécanisme de sélection utilisé, la valeur de p_j est calculée directement ou indirectement à partir de la valeur d'adaptation de l'individu [101].

Dans la sélection par rang proposée par Baker [108], on calcule la valeur de p_j en fonction du rang k_j que l'individu occupe dans la population. Cette valeur de k est obtenue à partir d'une liste où les meilleurs individus sont dans les premières positions ($k = 1$), tandis que les moins performants y occupent les dernières ($k = N$).

La deuxième étape du processus de sélection consiste à convertir la valeur du p_j de chaque individu en un nombre de descendants que chacun entre eux aura effectivement dans la prochaine génération. Cette conversion est obtenue à l'aide d'un algorithme d'échantillonnage qui transforme les valeurs réelles des p_j en valeurs entières. Les deux algorithmes d'échantillonnage les plus utilisés sont la Roue de Loterie (Roulette Wheel Sampling) [101] et la Roue de Loterie Généralisée (Stochastic Universal Sampling) [108].

b. Opérateur de Croisement

L'opérateur de croisement est utilisé pour échanger les caractéristiques "génétiques" entre les différents individus d'une génération quelconque. Cet échange s'effectue en choisissant deux individus au hasard qui seront "croisés" avec une certaine probabilité de croisement p_c de façon à générer deux nouveaux individus [100] . Dans le cas où nous utilisons le codage réel pour représenter les individus [105], ce "croisement" peut être obtenu à partir d'un simple échange de paramètres entre les deux parents, comme nous montre la Figure 4.6.

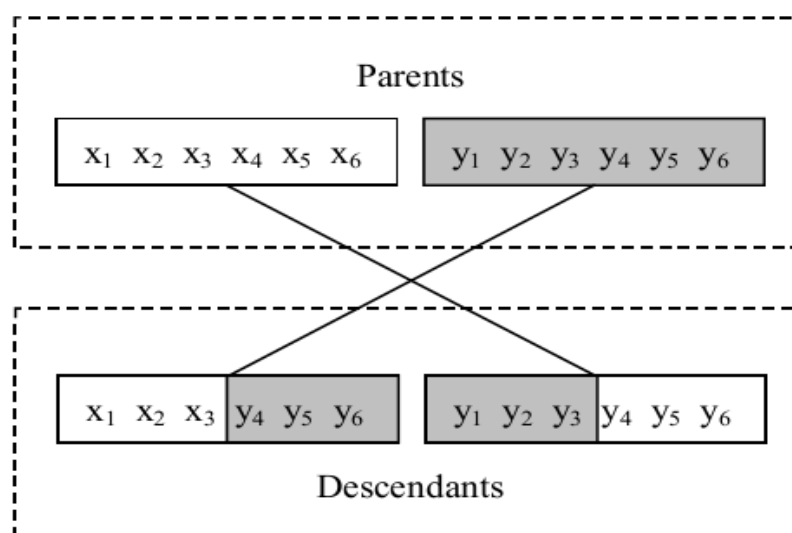


Figure.4.6 Croisement entre deux individus

Il existe encore d'autres implémentations de croisement, tels que le type 2-points [102], le croisement uniforme [109] et le croisement arithmétique [110]. Malgré ces différentes façons de "croiser" les individus, le but de ces opérateurs reste toujours la conquête de nouvelles régions de l'espace de recherche à partir de l'échange de caractéristiques entre les individus de la population.

c. Opérateur de Mutation

L'opérateur de mutation est appliqué sur les individus d'une population de façon à obtenir d'autres individus avec des nouvelles caractéristiques "génétiques". Dans le cas d'un codage réel [105], le mécanisme de mutation peut être implémenté en choisissant un individu de la génération courante au hasard et en modifiant un de ses paramètres aléatoirement avec une probabilité de mutation p_m . Ce mécanisme est dénommé mutation uniforme [111] et il est illustré dans la Figure 4.7.

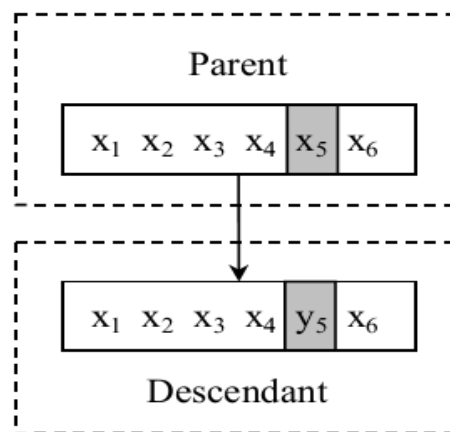


Figure.4.7 Mutation d'un individu

Il existe encore d'autres manières d'implémenter une mutation, telles que la mutation non uniforme [111] et la mutation aux bornes [110]. Ainsi comme les opérateurs de croisement, le but de tous ces opérateurs de mutation est d'atteindre des nouvelles régions de l'espace de recherche. En utilisant les trois opérateurs que nous venons de décrire, les meilleurs individus se propagent de génération en génération, en se combinant ou en échangeant leurs meilleures caractéristiques. En favorisant les meilleurs individus, les régions les plus prometteuses de l'espace de recherche sont explorées, ce qui permet d'atteindre un optimum global.

4.4. Micro Algorithmes génétiques mGAs

Les algorithmes génétiques (GAs), comme cités auparavant, restent la forme d'algorithmes évolutionnaires la plus connue et pratiquée qui sont basés sur une stratégie de recherche stochastique [112]. Il est bien connu que les GAs se classent dans une catégorie spéciale de schémas d'optimisation qui sont des méthodes de recherche stochastique robustes basées sur les principes de la sélection naturelle et sans qu'aucune connaissance préalable particulière ne soit nécessaire [113].

Un Algorithme génétique est une méthode pour transformer d'une population de chromosomes à une nouvelle population en utilisant une sorte de sélection naturelle inspirée de la génétique avec les opérateurs de croisement, mutation, et d'inversion. Chaque chromosome [114] est constitué de gènes, chaque gène étant une instance d'un allèle particulier. Un Algorithme génétique dépend d'un certain nombre de paramètres, à savoir la taille de la population, le taux de mutation et le taux de croisement [115].

Pour plus de simplicité et de commodité, GAs travaillent avec une population de chaîne binaire plutôt que les paramètres eux-mêmes. Avec la méthode de codage binaire, la puissance active générée P_{Gi} serait codée comme une chaîne binaire (0 et 1) avec la longueur Li . Chaque paramètre P_{Gi} a une borne supérieure $b_i(P_{Gi}^{max})$ et une borne inférieure $a_i(P_{Gi}^{min})$. Le choix de Li pour les paramètres est basé sur la résolution spécifiée par le concepteur dans l'espace de recherche. Dans le procédé de codage binaire, la longueur binaire Li et la résolution correspondante Ri sont liées par

$$R_i = \frac{b_i - a_i}{2^{Li} - 1} \quad (4.2)$$

$$P_{Gi} = a_i + \text{decimal.}(\text{string}_2).R_i \quad (4.3)$$

Il en résulte que, l'ensemble P_{Gi} peut être transformé en une chaîne binaire (chromosome) avec la longueur $\sum Li$ puis l'espace de recherche est exploré. Notez que chaque chromosome présente une seule solution possible à ce problème.

Par exemple, soit le paramètre de domaine (P_{Gi}) présenté dans le tableau 4.1. Si la résolution (Ri) est spécifiée et nous avons $Li = 4$ (le nombre de bits par le gène dépend de la précision requise), alors les paramètres (P_{Gi}) peuvent être codés selon le tableau suivant:

Tableau 4.1.
Codage des paramètres P_{Gi} .

g	$P_{Gi,g}$	Code	g	$P_{Gi,g}$	Code
0	$P_{Gi,0}$	0000	8	$P_{Gi,8}$	1000
1	$P_{Gi,1}$	0001	9	$P_{Gi,9}$	1001
2	$P_{Gi,2}$	0010	10	$P_{Gi,10}$	1010
3	$P_{Gi,3}$	0011	11	$P_{Gi,11}$	1011
4	$P_{Gi,4}$	0100	12	$P_{Gi,12}$	1100
5	$P_{Gi,5}$	0101	13	$P_{Gi,13}$	1101
6	$P_{Gi,6}$	0110	14	$P_{Gi,14}$	1110
7	$P_{Gi,7}$	0111	15	$P_{Gi,15}$	1111

Puisque $Li = 4$ le nombre "g" de gènes, est de 16 (0-15).

Si, par exemple $N_g = 6$ et les paramètres candidats établies sont pour $g = 12, 8, 11, 1, 11, 2$, le chromosome est une chaîne binaire: 110010001011000110110010.

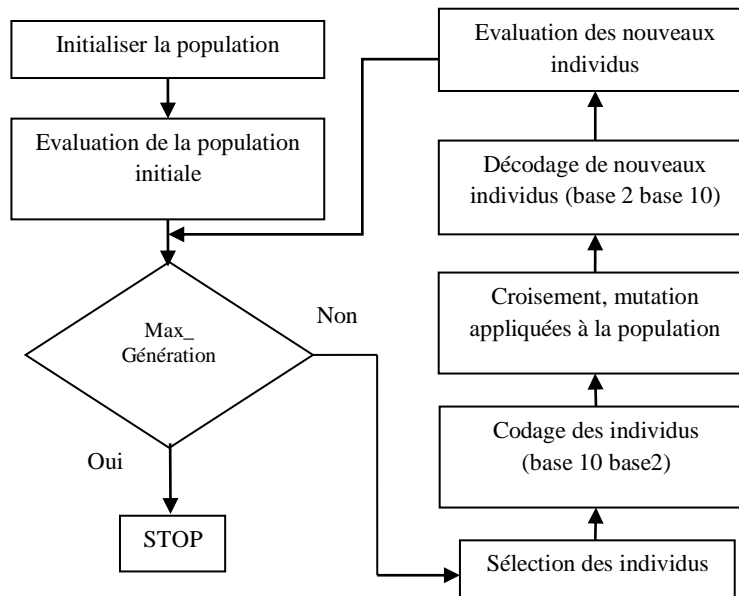


Figure.4.8. Structure générale de l'algorithme génétique standard

La première étape de tout algorithme génétique est de créer une population initiale de GA en générant de façon aléatoire un ensemble de solutions réalisables. Une chaîne binaire de longueur L_i est associée à chaque membre (individu) de la population. La chaîne est généralement connue comme un chromosome et représente une solution du problème. Un échantillon de cette population initiale crée une population intermédiaire. Ainsi, certains opérateurs (sélection, croisement et la mutation) sont appliqués à une population intermédiaire afin d'obtenir une nouvelle.

Le processus, qui commence à partir de la population actuelle et conduit à la nouvelle population, est appelé un processus de génération.

La forme la plus simple de l'algorithme génétique implique trois types d'opérateurs: la sélection, le croisement (un seul point), et la mutation [116], [117].

4.4.1. La sélection :

Cet opérateur sélectionne les chromosomes dans la population pour la reproduction. Le chromosome choisi, est susceptible d'être sélectionné le plus de fois pour se reproduire.

4.4.2. Le croisement :

Cet opérateur choisit au hasard une position (locus) et échange les séquences avant et après cette position (locus) entre deux chromosomes pour créer deux descendants. Par exemple, les chaînes 10000100 et 11111111 pourraient être croisées chacune après la troisième position (locus) pour produire les deux descendants de recombinaison 10011111 et 11100100. En gros, l'opérateur de croisement reproduit une recombinaison biologique entre deux organismes mono-chromosomiques (haploïdes).

4.4.3. La mutation:

Cet opérateur cherche par hasard certains des bits dans un chromosome. Par exemple, la chaîne 00000100 pourrait être mutée dans sa seconde position (locus) pour obtenir 01000100. La mutation peut se produire à chaque position de bit dans une chaîne avec une certaine probabilité, généralement très faible (par exemple, 0,001).

4.5. BCGA (binary-coded genetic algorithm)

Compte tenu d'un problème clairement défini à résoudre et une représentation de chaîne de bits pour des solutions candidates, un simple BCGA fonctionne comme suit:

1. Commencez avec une population aléatoire de n chromosomes 1-bit (solutions candidats à un problème).
2. Calculer la fitness $f(x)$ de chaque chromosome x dans la population.
3. Répétez les étapes suivantes jusqu'à ce que n progénitures soient créées:

Sélectionnez une paire de chromosomes parents de la population actuelle, la probabilité de sélection étant une fonction croissante de fitness. La sélection se fait «avec remplacement», ce qui signifie que le même chromosome peut être sélectionné plus d'une fois pour devenir parent.

Avec une probabilité p_c (la «probabilité de croisement» ou «taux de croisement»), croiser la paire à un point choisi au hasard (choisi avec une probabilité uniforme) pour former deux descendants. Si aucun croisement n'a lieu, sous forme de deux descendants qui sont des copies exactes de leurs parents respectifs. (Notez qu'ici le taux de croisement est défini comme étant la probabilité que les deux parents se croiseront en un seul point. Il existe également des versions "multi-point de croisement" de la BCGA dans lequel le taux de croisement pour une paire de parents est le nombre de points au cours desquels un croisement a lieu.)

- Muter les deux descendants à chaque position avec une probabilité h (la probabilité de mutation ou le taux de mutation), et placer les chromosomes résultant dans la nouvelle population. Si n est impair, un nouveau membre de la population peut être écarté au hasard.

4. Remplacez la population actuelle avec la nouvelle population.
5. Passez à l'étape 2. Chaque itération de ce processus est appelée une génération. BCGA sont généralement répétés n'importe où de 50 à 500 générations ou plus. L'ensemble des générations est appelé exécution. À la fin d'une exécution, il y a souvent un ou plusieurs chromosomes hautement fit dans la population. Puisque le hasard joue un rôle important dans chaque exécution, deux exécutions avec différentes graines de nombres aléatoires produisent généralement des comportements différents détaillés. Les chercheurs BCGA donnent souvent des statistiques (comme la meilleure fitness trouvée dans une exécution et la génération à laquelle l'individu avec cette meilleure fitness a été découvert) en moyenne sur de nombreuses exécutions différentes de la BCGA sur le même problème (Figure 4.8).

La procédure simple qui a été décrite est la base pour la plupart des applications de BCGAs. Il ya un certain nombre de détails à remplir, comme la taille de la population et les probabilités de croisement et la mutation, dont le succès de l'algorithme dépend souvent grandement sur ces détails. Il existe également des versions plus complexes de BCGA (par

exemple, BCGA qui travaillent sur des représentations autres que les chaînes ou BCGA qui ont différents types d'opérateurs de croisement et de mutation).

4.6. Les algorithmes de colonies de fourmis :

L'étude des fourmis a longtemps été négligée par les entomologistes. Jusqu'à ce que, Hölldobler et Wilson publient en 1990 un ouvrage concentrant tout ce que l'on connaissait alors des fourmis [118].

Les fourmis constituent à l'heure actuelle un support majeur pour les théories développées en écologie comportementale et en sociobiologie. On peut citer plusieurs raisons à cette inspiration:

a) l'influence des fourmis sur leur environnement naturel est extrêmement importante. Il a par exemple été montré (qu'elles déplacent plus de terre en forêt tropicale que les vers de terre, ou encore que le poids total des fourmis sur terre est du même ordre de grandeur que le poids des humains. De plus, la domination des fourmis est une preuve de leur adaptation à des environnements très variés)

b) l'étude des fourmis se fait assez facilement en laboratoire car elles s'adaptent sans trop de difficultés à des environnements différents de leur habitat d'origine ;

c) les fourmis possèdent une gamme de comportements très variés, collectifs ou individuels.

4.6.1. L'intelligence collective des fourmis

Malgré que certaines espèces des fourmis aient des capacités individuelles étonnantes telle que des capacités visuelles inhabituelles et des capacités d'apprentissage mais la plupart des caractéristiques qui nous intéressent sont cependant collectives. On parle d'intelligence collective quand un groupe social peut résoudre un problème dans un cas où un agent isolé en serait incapable. Cette intelligence est basée sur les processus d'auto-organisation. L'auto-organisation se parée bien à l'étude des insectes sociaux montrent des comportements collectifs complexes issus de comportements individuels simples. On peut regrouper les processus d'auto-organisation chez les insectes sociaux en quatre groupes tant leur diversité est importante [119].

– la division du travail et l'organisation des rôles sociaux : à l'intérieur d'une même société, on peut observer différentes catégories spécialisées dans un certain nombre de tâches (la recherche de nourriture, la défense du nid, ...) ;

– l'organisation de l'environnement : la construction du nid est un symbole de l'organisation distribuée des insectes. Le nid est construit sans que les insectes soient dirigés, ils répondent à un certain nombre de stimuli provenant de leur environnement ;

– la reconnaissance interindividuelle : chaque fourmi est capable d'identifier ses congénères tout en participant elle-même à l'identité de sa colonie (par exemple l'échange d'aliments entre les individus d'une même colonie 'trophalaxie')

– le recrutement et l'exploitation collective des sources de nourriture : le fourragement met à jour des stratégies qui permettent aux insectes une grande adaptation à leur milieu. Les capacités des fourmis en matière de coopération, de communication, de compétition et d'apprentissage, entre autres, peuvent être mises à profit pour la conception d'algorithmes de résolution des problèmes d'optimisation [120].

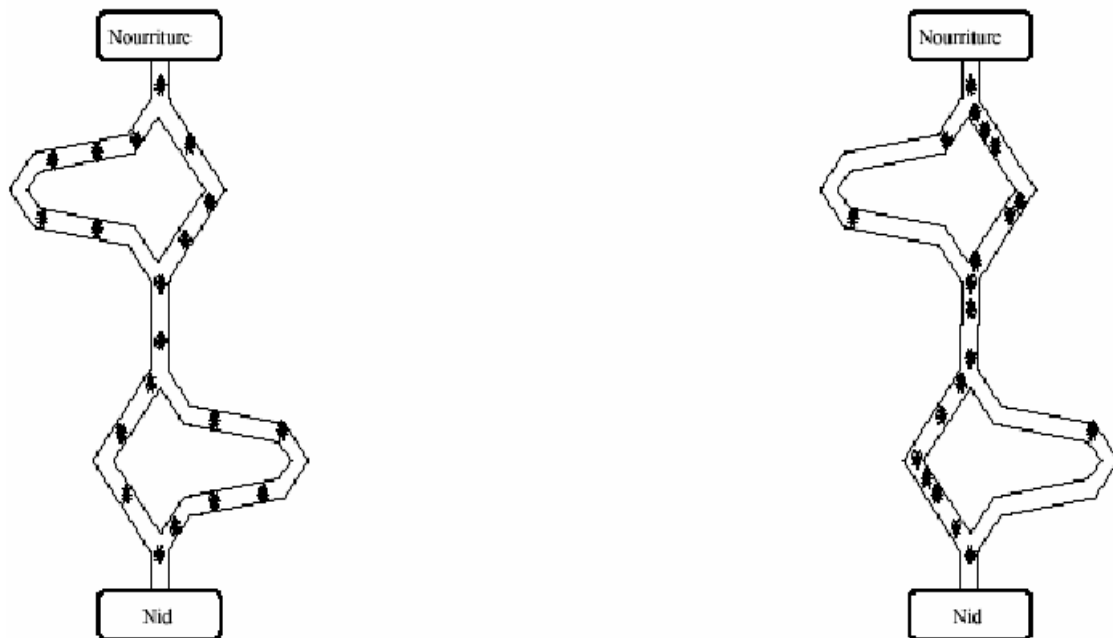
4.6.2. Les algorithmes de colonies de fourmis

Les algorithmes de colonies de fourmis forment une classe des métaheuristiques récemment proposée pour des problèmes d'optimisation difficiles. Ces algorithmes s'inspirent des comportements collectifs de dépôt et de suivi de piste observés dans les colonies de fourmis. Une colonie d'agents simples (les fourmis) communiquent indirectement via des modifications dynamiques de leur environnement (les pistes de phéromones) et construisent ainsi une solution à un problème en s'appuyant sur leur expérience collective.

4.6.3. Optimisation naturelle : pistes de phéromones

Les algorithmes de colonies de fourmis sont nés à la suite d'une constatation : les insectes sociaux en général, et les colonies de fourmis en particulier, résolvent naturellement des problèmes relativement complexes. Les biologistes ont étudié comment les fourmis arrivent à résoudre collectivement des problèmes trop complexes pour un seul individu, notamment les problèmes de choix lors de l'exploitation de sources de nourriture. Les fourmis ont la particularité d'employer pour communiquer des substances volatiles appelées phéromones. Elles sont très sensibles à ces substances, qu'elles perçoivent grâce à des récepteurs situés dans leurs antennes. Ces substances sont nombreuses et varient selon les espèces. Les fourmis peuvent déposer des phéromones au sol, grâce à une glande située dans leur abdomen, et former ainsi des pistes odorantes, qui pourront être suivies par leurs congénères (figure 4.9) [121].

Les fourmis utilisent les pistes de phéromones pour marquer leur trajet (entre le nid et une source de nourriture). Une colonie est ainsi capable de choisir (sous certaines conditions) le plus court chemin vers une source à exploiter, sans que les individus aient une vision globale du trajet.



(a) au début de l'expérience

(b) à la fin de l'expérience.

Figure.4.9. Expérience de sélection des branches les plus courtes par une Colonie de Fourmis

En effet, comme illustré sur la figure 4.9, les fourmis le plus rapidement arrivées au nid, après avoir visité la source de nourriture, sont celles qui empruntent les deux branches les plus courtes. Ainsi, la quantité de phéromone présente sur le plus court trajet est légèrement plus importante que celle présente sur le chemin le plus long. Or, une piste présentant une plus grande concentration en phéromones est plus attirante pour les fourmis, elle a une probabilité plus grande d'être empruntée. La piste courte va alors être plus renforcée que la longue, et, à terme, sera choisie par la grande majorité des fourmis. Mais à tout moment, la probabilité existe qu'un individu quitte la trace puis se déplace plus ou moins au hasard. À cette occasion, l'individu «égaré» peut éventuellement découvrir une source de nourriture beaucoup plus riche que celle qu'exploitent ses sœurs. En déposant alors une trace de phéromones plus intense encore, elle va les attirer vers cette nouvelle ressource, formant une nouvelle boucle de rétroaction positive [122].

4.6.4. Formulation d'un algorithme de colonie de fourmis appliqué à l'OPF

Une métaheuristique de colonie de fourmis est un processus stochastique construisant une solution, en ajoutant des composants aux solutions partielles. Ce processus prend en compte (i) une heuristique sur l'instance du problème (ii) des pistes de phéromone changeant dynamiquement pour refléter l'expérience acquise par les fourmis. La formalisation de l'ACO appliquée à l'OPF (Optimization Power Flow) passe par la représentation du problème et le comportement de base des fourmis [123].

4.6.4.1. Comportement des fourmis

Les fourmis peuvent être caractérisées comme une procédure de construction stochastique construisant des solutions sur le graphe $G = (C, L)$. En général, les fourmis tentent d'élaborer des solutions faisables, mais si nécessaire, elles peuvent produire des solutions infaisables. Les composants et les connexions peuvent être associés à des pistes de phéromone τ (mettant en place une mémoire adaptative décrivant l'état du système) et à la valeur de la visibilité η (représentant une information a priori sur le problème, ou venant d'une source autre que celle des fourmis; c'est bien souvent le coût de la puissance générée par chaque centrale de l'état en cours). D'après la figure 4.10, les pistes de phéromone peuvent être associées soit aux composants, soit aux connexions du graphe représentant le problème à résoudre. [123]



Figure.4.10. Pistes de phéromone peuvent être associées (a) aux composants (b) ou aux connexions

Chaque fourmi dispose d'une mémoire utilisée pour stocker le trajet effectué, d'un état initial et de conditions d'arrêt. Les fourmis se déplacent d'après une règle de décision probabiliste fonction des pistes de phéromone locales, de l'état de la fourmi et des contraintes du problème. Lors de l'ajout d'un composant à la solution en cours, les fourmis peuvent mettre à jour la piste associée au composant ou à la connexion correspondante. Une fois la solution construite, elles peuvent mettre à jour la piste de phéromone des composants ou des connexions utilisées. Enfin, une fourmi dispose au minimum de la capacité de construire une solution au problème [122].

4.6.5. Représentation du problème d'OPF

Le problème OPF (Optimization Power Flow) est représenté par un jeu de solutions, une fonction objectif assignant une valeur à chaque solution et un jeu de contraintes. L'objectif est de trouver l'optimum global satisfaisant les contraintes. Les différents états du problème sont caractérisés comme une séquence de composants [123].

Dans cette représentation, les fourmis construisent des solutions en se déplaçant sur un graphe $G = (C, L)$, où les nœuds sont les composants de C qui représentent les puissances générées par les centrales électriques interconnectées et où l'ensemble L connecte les composants de C qui représente le reste de la puissance demandée à répartir sur le reste des centrales. Les contraintes du problème sont implémentées directement dans les règles de déplacement des fourmis (soit en empêchant les mouvements qui violent les contraintes, soit en pénalisant de telles solutions) [123].

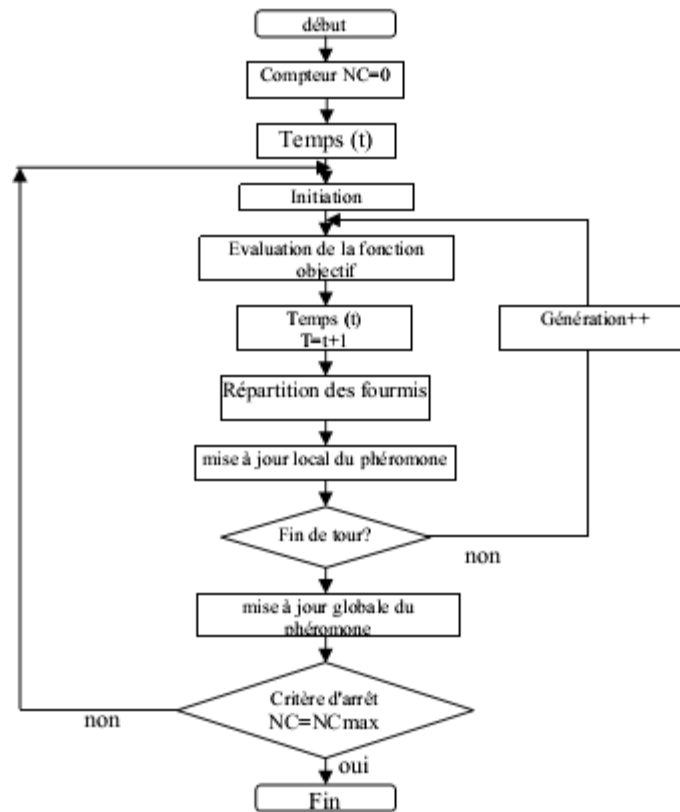


Figure.4.11. Organigramme de la technique ACO

4.6.6. Organigramme de la technique ACO appliquée à l'OPF

Les étapes principales de calcul pour résoudre le problème d'OPF (Optimization Power Flow) par ACO sont affichées dans la figure 4.11 et discutées au-dessous: [123].

4.6.6.1. Étape 1: Initiation

La première étape consiste à coder les variables Pg_i en utilisant les valeurs réels dans l'espace des valeurs permises. Chaque paramètre Pg_i a une limite supérieure $Pg_{i,max}$ et une limite inférieure $Pg_{i,min}$. Avant chaque tour, le point initial (nid) de la colonie est généré aléatoirement dans la région faisable. Chaque fourmi est placée sur le point initial pendant que la valeur initiale de la phéromone de τ_o est aussi donnée à cette étape

4.6.6.2. Etape2 : évaluation de la fonction objectif

Dans cette étape, L'influence directe de la valeur de la fonction objectif de l'OPF dépend du niveau de quantité du phéromone qui s'ajoute aux directions particulières que les fourmis ont sélectionné.

4.6.6.3. Etape 3: répartition des fourmis

Dans cette étape, les fourmis sont réparties en basant sur les niveaux de τ et η . Selon l'équation (4.4) chaque fourmi choisit le prochain point vers le quel elle déplace en prenant en considération les valeurs de τ et η . Maintenant, si m est le nombre de fourmis ($m > N_g$), alors pour chaque itération, ces m fourmis exécuteront m mouvements dans l'intervalle du temps (t ,

$t+1$). En construisant une solution au problème, les phéromones des trajectoires visitées peuvent être ajustées dynamiquement par l'équation suivante pour élargir l'espace de recherche.

$$\tau_{ij}(t+1) = (1 - \rho) \cdot \tau_{ij}(t) + \rho \cdot \tau_0 \quad (4.4)$$

Ce processus est appelé « règle de la mise à jour locale » de la phéromone. Après n itérations, toutes les fourmis ont complété une visite. La meilleure piste trouvée par la fourmi est mise à jour par un processus appelé « règle de mise à jour globale » en utilisant l'équation suivante :

$$\tau_{ij}(t+1) = (1 - \rho) \cdot \tau_{ij}(t) + \rho \cdot \Delta\tau_{ij}(t) \quad (4.5)$$

où les arêtes (i,j) appartiennent au meilleur tour.

Ce processus participe à une intensification par sélection de la meilleure solution. Cette meilleure solution sera aussi enregistrée dans la table de tabou pour la comparaison plus tardive avec l'itération suivante.

4.6.6.4. Etape 4: Critère d'arrêt

Le processus du calcul continu jusqu'à ce que le nombre d'itérations atteigne la valeur maximale prédéfinie ou qu'une solution de fonction objectif acceptable soit trouvée.

4.7. Optimisation multi-objectif par essaim de particules

Après sa réussite dans le domaine de l'optimisation mono-objectif [124]. La méthode d'optimisation par essaim de particules a suscité l'intérêt des spécialistes pour l'application à des problèmes multi-objectif. Dans cette section, la méthode de base de l'optimisation par essaim de particules, est détaillée en premier lieu. Par la suite, un état de l'art de son application dans les problèmes d'optimisation multi-objectif est présenté.

4.7.1. Méthode de base

Kennedy et Eberhart [125], proposent en 1995 une nouvelle méthode d'optimisation nommée Optimisation par Essaim de Particule PSO, (en anglais : Particle Swarm Optimization). PSO est une méthode d'optimisation stochastique basée sur une population de particules [125], [126] un essaim regroupe plusieurs particules (individus). Chaque particule prend sa décision en utilisant sa propre expérience et les expériences de leur voisinage [127], [128]. A la différence des algorithmes génétiques, qui miment les mécanismes génétiques de l'évolution [128], PSO est inspiré du comportement social des nuées d'oiseaux et des bancs de poissons qui ont tendance à imiter les comportements réussis qu'ils observent dans leurs entourage, tout en y apportant leurs variations personnelles [128], [129].

Comme les algorithmes génétiques, PSO démarre le processus d'optimisation par une population des solutions aléatoires qui se déplacent dans l'espace de recherche. La position de chaque particule est représentée par ses coordonnées suivant les deux axes XY et également par sa vitesse qui est exprimée par V_x (la vitesse suivant l'axe x) et V_y (la vitesse suivant l'axe y).

Le déplacement de chaque particule dans l'espace de recherche, est basé sur sa position actuelle et la mise à jour de sa vitesse.

$$S_i^{k+1} = S_i^k + v_i^{k+1} \quad (4.6)$$

S_i^{k+1}, S_i^k : Position de la particule i à l'itération $k+1$ et k respectivement.

v_i^{k+1} : Vitesse de la particule i à l'itération $k+1$.

Chaque particule dans l'essaim, change sa vitesse suivant deux informations essentielles. Une, est liée à son expérience personnelle, qui est la meilleure position trouvée par la particule durant le processus de recherche $pbest$. La deuxième information, concernant la meilleure position trouvée par les voisins ($lbest$) (ou par tout l'essaim, dans la version globale de l'algorithme $gbest$). Cette information est obtenue à partir de la connaissance de la façon dont les autres agents ont exécuté leurs recherches.

Le principe de changement de la vitesse est défini par l'équation (4.7).

$$v_i^{k+1} = wv_i^k + c_1rand_1 \times (pbest_i - S_i^k) + c_2rand_2 \times (gbest - S_i^k) \quad (4.7)$$

v_i^k : Vitesse de la particule i à l'itération k .

- w : Fonction de pondération,

- c_j : Facteurs de pondération,

- $rand$: Nombre aléatoire entre 0 et 1,

- S_i^k : Position actuelle d'agent i à l'itération k ,

- $pbest_i$: Meilleure position trouvée par la particule i jusque ici,

- $gbest$: Meilleure position trouvée par l'essaim jusque ici.

La fonction de pondération w est donnée par l'équation suivante [130] :

$$w = w_{max} - \frac{w_{max} - w_{min}}{iter_{max}} \times iter \quad (4.8)$$

Tel que :

- w_{max} : Poids initial,

- w_{min} : Poids final,

- $iter_{max}$: Nombre d'itérations maximum.

- $iter$: Itération courante.

La fonction de pondération w joue un rôle important dans la procédure de recherche. Elle garantit un équilibre entre la recherche locale et la recherche globale, un bon choix de cette fonction augmente l'efficacité de la méthode pour avoir une solution globale. L'expérience a

montré que la diminution linéaire de la valeur de w de 0.9 à 0.4 au cours de la procédure de recherche donne des meilleurs résultats.

La Figure 4.12 présente le principe de déplacement des particules dans l'espace de recherche à chaque itération. Chaque particule change sa position actuelle via l'intégration de trois vecteurs v_{best} , v_{gbest} et v .

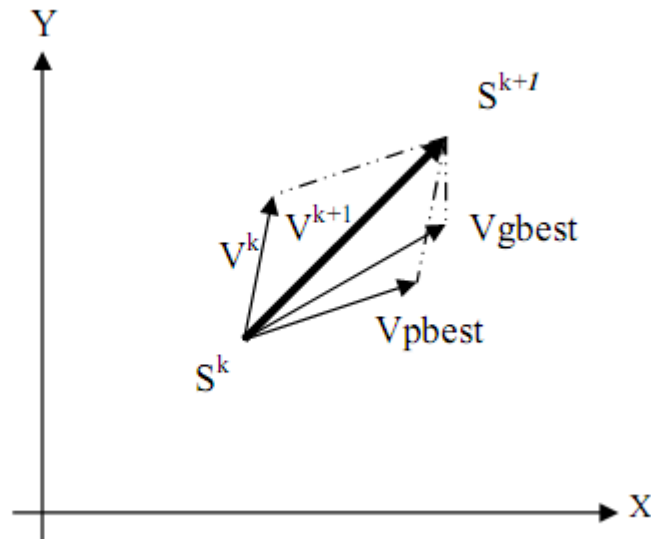


Figure.4.12. Principe de déplacement d'un point de recherche par PSO

L'organigramme général du PSO, est présenté selon la procédure illustrée par la figure 4.13 [130].

Etape 1 : Génération d'un état initial de chaque particule.

Les points de recherche initiaux, position (s_i^0) et vitesse (v_i^0) de chaque particule sont habituellement générés aléatoirement dans l'espace de recherche. Le point de recherche courant est placé à p_{best} pour chaque agent. La meilleure valeur évaluée de p_{best} est placée à g_{best} [131].

Etape2 : Recherche d'une nouvelle position pour chaque agent

La valeur de la fonction objective est calculée pour chacun des agents. Si la valeur d'un agent est meilleure que son p_{best} courant, p_{best} prend cette nouvelle valeur. Si la meilleure valeur de p_{best} est meilleure que g_{best} courant, g_{best} est remplacé par celle-ci et l'agent qui correspond à cette valeur est ainsi stocké [131].

Etape3 : Modification de chaque point de recherche

Le point de recherche courant du chaque agent est changé en utilisant les équations (4.6), (4.7) et (4.8) [131].

Etape4 : Vérification de l'état de sortie

Le nombre courant d'itération atteint le nombre maximum d'itération $iter_{max}$, alors fin du programme, autrement, retourner à l'étape 2 [131].

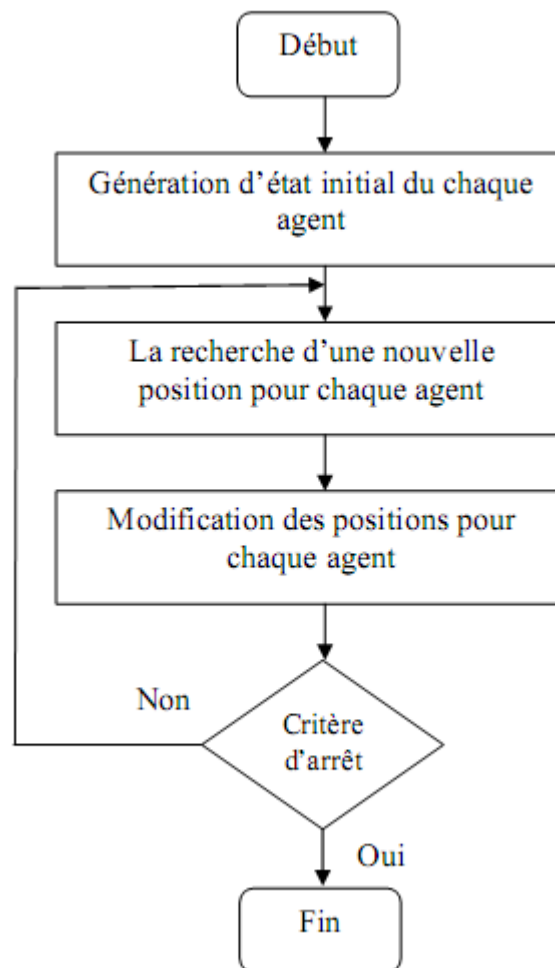


Figure.4.13. Organigramme général de PSO.

4.8. Harmony Search Algorithm (HSA)

L'algorithme HSA est un nouvel algorithme métaheuristique, qui a été conceptualisé en utilisant le processus musical de la recherche d'un état parfait de l'harmonie. Cette métaheuristique est basée sur l'analogie avec le processus d'improvisation de la musique où les musiciens improvisent les emplacements de leurs instruments pour obtenir une meilleure harmonie. Dans le contexte de l'optimisation, chaque musicien est remplacé par une variable de décision, et les notes possibles dans les instruments de musique correspondent aux valeurs possibles pour les variables de décision [132].

L'harmonie dans la musique est analogue au vecteur de solution d'optimisation, et les improvisations des musiciens sont analogues aux systèmes de recherche locale et globale dans les techniques d'optimisation.

Les performances musicales cherchent à trouver l'harmonie agréable (un parfait état) telle que déterminée par une norme esthétique, tout comme le processus d'optimisation cherche à trouver une solution globale (un parfait état) tel que déterminé par une fonction objectif [133].

Les paramètres de la méthode HS sont: la taille de la mémoire de l'harmonie (HMS), la mémoire de l'harmonie compte tenu du taux (HMCR), taux de réglage de la hauteur (PAR), et le nombre d'improvisations (NI). La mémoire de l'harmonie est un emplacement de la mémoire où un ensemble de vecteurs de solutions pour les variables de décision est stocké. Les paramètres HMCR et PAR sont utilisées pour améliorer le vecteur de solution et augmenter la diversité du processus de recherche. Dans HS, une nouvelle harmonie (c.-à-d., un nouveau vecteur de solution) est généré en utilisant trois règles:

- 1) considération de la mémoire,
- 2) Ajustement de la hauteur,
- 3) la sélection aléatoire.

Il est commode de noter que la création d'une nouvelle harmonie est appelée "l'improvisation". Si le nouveau vecteur solution (c.-à-d., nouvelle harmonie) est meilleur que le plus mauvais stocké dans HM, cette nouvelle solution met à jour la HM. Ce processus itératif est répété jusqu'à ce que le critère de terminaison donnée soit satisfait. Habituellement, les étapes itératives sont réalisées jusqu'à satisfaire les critères suivants: soit le nombre maximum d'improvisations successives sans une amélioration de la meilleure valeur de la fonction, ou jusqu'à ce que le nombre maximum d'improvisations soit satisfait [134].

Ceci peut être résumé brièvement comme indiqué dans l'organigramme de la figure 4.14

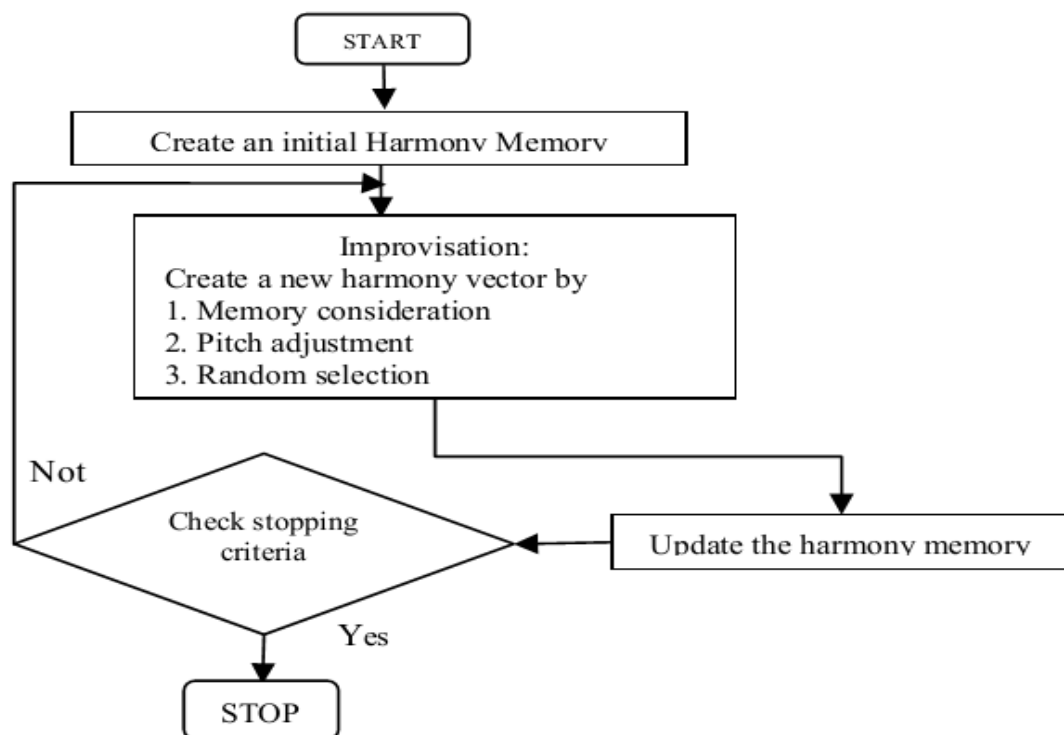


Figure.4.14. Organigramme général de HSA

4.8.1. Initialiser le problème et les paramètres de l'algorithme

Le problème d'optimisation est défini comme suit: Minimiser $f(x)$ correspondant à $X_i \in X_i, i = 1, \dots, N$, où $f(x)$ est la fonction objectif, x est l'ensemble de chaque variable de décision (x_i) ; X_i est l'ensemble de la gamme possible de valeurs pour chaque variable de conception, qui est $X_{iL} < X_i < X_{iU}$, où X_{iL} et X_{iU} sont les limites inférieures et supérieures pour chaque variables de décision.

Les paramètres HSA sont également spécifiés dans cette étape. Ils sont la taille de la mémoire harmonie (HMS) [135], ou le nombre de vecteurs de solution dans la mémoire de l'harmonie; la mémoire de l'harmonie compte tenu du taux (HMCR); la bande passante (BW); taux de réglage de la hauteur (PAR); nombre d'improvisations (NI) ou critère d'arrêt et le nombre de variables de décision (N).

4.8.2. Initialiser la mémoire d' Harmonie (HM)

La mémoire d'harmonie est un emplacement de mémoire où tous les vecteurs de la solution (ensembles de variables de décision) sont stockés. La matrice HM est remplie avec autant de vecteurs de solutions générées aléatoirement comme le HMS.

$$HM = \begin{bmatrix} X_1^1 & X_2^1 & \dots & X_N^1 & f(x^1) \\ X_1^2 & X_2^2 & \dots & X_N^2 & f(x^2) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ X_1^{HMS} & X_2^{HMS} & \dots & X_N^{HMS} & f(x^4) \end{bmatrix} \quad (4.9)$$

4.8.3. Improvisez une Nouvelle Harmonie

Un nouveau vecteur de l'harmonie, ($X' = X'_1, X'_2, \dots, X'_N$), est généré sur la base des trois règles: (1) considération de la mémoire, (2) l'ajustement de la hauteur et (3) la sélection aléatoire, comme vu précédemment.

Génération d'une nouvelle harmonie est appelée (improvisation).

La valeur de la première variable de décision X'_1 pour le nouveau vecteur peut être choisi parmi une valeur dans la gamme HM spécifiée ($X'_1 - X_1^{HMS}$).

Les valeurs des autres variables de conception (X'_2, \dots, X'_N) sont choisies de la même manière.

HMCR, qui varie entre 0 et 1, est le taux de choix d'une valeur parmi les valeurs historiques stockées dans le HM, alors que (1- HMCR) est le taux de sélection aléatoire d'une valeur de la plage de valeurs possibles.

$$X'_i \leftarrow \begin{cases} X'_i \in \{X_i^1, X_i^2, \dots, X_i^{HMS}\} & \text{avec probabilité HMCR} \\ X'_i \in (X_i) & \text{avec probabilité } (1 - HMCR) \end{cases} \quad (4.10)$$

Par exemple, un HMCR de 0,95 indique que la HSA choisit la valeur de la variable de décision historiquement [136] à partir de valeurs stockées dans la HM avec la probabilité de 95% ou à partir de l'ensemble de la gamme possible de la probabilité de 100 à 95%. Chaque composante du vecteur de la Nouvelle Harmonie, ($X' = X'_1, X'_2, \dots, X'_N$), est examinée pour

déterminer si elle ne doit pas être ajustée. Cette opération utilise le paramètre PAR, qui est le taux d'ajustement de la hauteur de la façon suivante:

$$\text{Décision de réglage du pas pour } X'_i \leftarrow \begin{cases} \text{oui} & \text{avec probabilité PAR} \\ \text{non} & \text{avec probabilité } (1 - \text{PAR}) \end{cases} \quad (4.11)$$

La valeur de (1- PAR) fixe le taux de non activité. Si la décision de réglage de pas pour x' est positive, x' est remplacé comme suit:

$$X'_i \leftarrow X'_i \pm \text{rand} \times BW \quad (4.12)$$

Où BW est une largeur de bande de distance arbitraire de la variable de conception continue et le rand est un nombre aléatoire entre 0 et 1. Dans l'étape 3, la considération de HM , le réglage de la hauteur ou la sélection aléatoire est appliqué à chaque variable du vecteur Nouvelle Harmonie à tour de rôle.

4.8.4. Mise à jour de la mémoire de l'harmonie

Si le nouveau vecteur de l'harmonie, $(X' = X'_1, X'_2, \dots, X'_N)$, est meilleur que la plus mauvaise harmonie dans le HM, du point de vue de la valeur de la fonction objectif, la nouvelle harmonie [136] est incluse dans le HM et la plus mauvaise existante est exclue de HM.

4.8.5. Vérifiez le critère d'arrêt

Si le critère d'arrêt (c.-à-d.) nombre maximal d'improvisations est satisfait, le calcul est terminé. Sinon, les étapes 3 et 4 sont répétées.

4.9. Fireflies

Fireflies (lucioles) utilisent leur bioluminescence pour attirer les compagnons ou la proie. Ils vivent dans des endroits humides sous les débris sur le sol, d'autres sous l'écorce et la végétation en décomposition [137]. L'algorithme Firefly (FFA) a été développé par Yang Xin à l'Université de Cambridge en 2008 [138]. Il utilise les trois règles idéalisées suivantes :

1) Toutes les Fireflies sont unisexes de sorte qu'une Firefly sera attirée vers d'autres Fireflies indépendamment de leur sexe [139].

2) L'attractivité est proportionnelle à leur luminosité; ainsi pour deux fireflies clignotantes, la moins lumineuse se déplacera vers la plus lumineuse [140]. L'attrait est proportionnel à la luminosité et ils sont tous deux réduits quand la distance entre elles augmente. S'il n'y a pas de firefly plus brillante qu'une autre, elle se déplace alors de manière aléatoire.

3) La luminosité d'une firefly est affectée ou déterminée par la forme de la fonction objectif. Dans la première règle, chaque firefly attire toutes les autres moins lumineuses [141].

Pour un problème de maximisation, la luminosité peut être simplement proportionnelle à la valeur de la fonction objectif. D'autres formes de luminosité peuvent être définies d'une manière similaire à la fonction de remise en forme (fitness) dans les algorithmes génétiques en fonction de ces trois règles.

4.9.1. L'attractivité

L'intensité lumineuse I varie avec distance r [142] est exprimée par l'équation suivante:

$$I(r) = I_0 e^{-\gamma r^2} \quad (4.13)$$

Comme l'attractivité d'une firefly est proportionnelle à l'intensité de la lumière [143] vue par des fireflies adjacentes, on peut maintenant définir l'attractivité β d'une firefly par:

$$\beta(r) = \beta_0 e^{-\gamma r^2} \quad (4.14)$$

Où I est l'intensité lumineuse, I_0 est l'intensité de la lumière originale, γ est le coefficient d'absorption de lumière et β_0 est l'attractivité [144].

4.9.2. Distance et Mouvement

La distance entre deux fireflies i et j situées en x_i et x_j est appelée distance cartésienne et donnée par [119] [26] de la manière suivante:

$$r_{ij} = |x_i - x_j| = \sqrt{\sum_k^d (x_{i,k} - x_{j,k})^2} \quad (4.15)$$

Où x_{ik} est le $k^{\text{ième}}$ composant de la coordonnée spatiale d x_i de la $i^{\text{ième}}$ firefly. Le mouvement d'une firefly i est attirée vers une autre firefly plus attrayante j est déterminé par :

$$x_{i+1} = x_i + \beta_0 e^{-\gamma r_{ij}^2} (x_j - x_i) + \alpha \left(rand - \frac{1}{2} \right) \quad (4.16)$$

Où le premier terme est la position actuelle d'une firefly [145] , le second terme est utilisé pour examiner l'attractivité d'une firefly à l'intensité lumineuse vu par les fireflies adjacentes et le troisième terme est utilisé pour le mouvement aléatoire d'une firefly dans le cas où il n'y a pas de fireflies plus brillantes. x_j

Le coefficient α est un paramètre déterminé par randomisation par le problème qui nous intéresse, tandis que $rand$ est un générateur de nombre aléatoire uniformément distribué dans l'espace $(0, 1)$ [146] . Comme nous allons le voir dans l'implémentation de l'algorithme, nous allons utiliser $\beta_0 = 0.1$, $\alpha \in (0, 1)$ et le coefficient d'attractivité ou d'absorption $\gamma = 1.0$ qui garantit une convergence rapide de l'algorithme vers la solution optimale [147].

Dans les problèmes (OPF), P_{Gi} , P_{Gi}^{min} et P_{Gi}^{max} désignent respectivement la valeur courante de la puissance active, la puissance maximale et la puissance minimale, , de la $i^{\text{ième}}$ unité, qui est associé à la $i^{\text{ième}}$ firefly.

A chaque itération les nf fireflies sont classées en fonction de leur luminosité (équation 4.13 et équation 4.14), ce qui correspond à l'inverse de la fonction objectif (I/F_B). La firefly avec l'intensité lumineuse maximale (c.-à la solution ayant la plus petite valeur de la fonction objectif) est sélectionnée comme la plus brillante (il ya une solution potentielle), tandis que les autres sont mis à jour sur la base de l'équation (4.15). " r_{ij} " de l'équation (4.14) est exprimée comme étant la différence entre les puissances actives de la fonction objectif.

4.10. Teaching learning based optimization (TLBO)

Teaching–Learning–Based Optimization (TLBO) est un algorithme de simulation du phénomène d'enseignement-apprentissage d'une salle de classe pour la résolution des problèmes multidimensionnels, linéaires et non linéaires avec une efficacité appréciable [148] .

TLBO est un processus d'enseignement-apprentissage qui a inspiré l'algorithme proposé récemment par Rao et al. [149], [150] basé sur l'effet de l'influence d'un enseignant sur le rendement des apprenants dans une classe. L'algorithme imite les capacités des enseignants et des apprenants dans une salle de classe d'enseignement-apprentissage. L'enseignant et les apprenants sont les deux éléments essentiels de l'algorithme et décrivent deux modes de base de l'apprentissage, à travers l'enseignant (connu sous le nom de phase 'enseignant') et interagissent avec les autres apprenants (connu en tant que phase 'apprenant') [151].

TLBO est un algorithme basé sur la population, où un groupe d'étudiants (c.-à-d apprenants) est considéré comme la population et les différents sujets proposés aux apprenants sont analogues aux différentes variables de conception d'un problème d'optimisation. Les résultats de l'apprenant sont analogues à la valeur de fitness du problème d'optimisation. La meilleure solution dans l'ensemble de la population est considérée comme l'enseignant [148].

Le fonctionnement de l'algorithme TLBO est expliqué ci-dessous avec la phase de l'enseignant et la phase de l'apprenant [152].

4.10.1. Teacher phase (phase de l'enseignant)

C'est la première partie de l'algorithme où les apprenants apprennent par l'enseignant. Durant cette phase, l'enseignant améliore la moyenne de la classe jusqu'à son niveau [153], en d'autres termes, il essaie d'améliorer le résultat moyen de la salle de classe d'une valeur M_j jusqu'à son propre niveau. Mais en pratique, ceci est impossible et un enseignant peut améliorer la moyenne de la salle de classe M_j à toute autre valeur M_2 qui est meilleure que M_j selon ses capacités. Soient M_j la moyenne et T_i l'enseignant à n'importe quelle itération i . Maintenant T_i va essayer d'améliorer la moyenne existante M_j vers son niveau, qui sera alors la nouvelle moyenne désignée comme M_{new} et la différence entre la moyenne existante et nouvelle moyenne est donnée par [149], [150].

$$Difference_Mean_i = r_i (M_{new} - T_F M_j) \quad (4.17)$$

Où T_F est le facteur d'enseignement, qui décide de la valeur de la moyenne à être changée, et r_i est le nombre aléatoire dans l'intervalle $[0,1]$. Valeur de T_F peut être soit 1 ou 2 qui est une étape heuristique et il est décidé de façon aléatoire avec une probabilité égale à,

$$T_F = \text{round} [1 + \text{rand} (0, 1) \{2-1\}] \quad (4.18)$$

Toutefois, les valeurs de r_i et T_F sont générées aléatoirement dans l'algorithme et ces paramètres ne sont pas fournis en entrée de l'algorithme (contrairement aux probabilités de croisement et de mutation dans les algorithmes génétiques (GA), le poids de l'inertie et les paramètres cognitifs et sociaux dans la méthode des PSO, et la taille et la limite de la colonie dans la méthode des ABC, etc.). Ainsi, le réglage des r_i et T_F n'est pas nécessaire dans l'algorithme de TLBO (contrairement au réglage de probabilités de croisement et de mutation en GA, le poids de l'inertie et les paramètres cognitifs et sociaux dans la méthode des PSO, et la taille et la limite de la colonie dans la méthode des ABC, etc.). TLBO nécessite seulement un réglage des paramètres de contrôle communs, pour son fonctionnement, comme la taille de la population et le nombre de générations, vu que ces paramètres de contrôle communs sont

nécessaires pour le fonctionnement de tous les algorithmes d'optimisation basée sur la population [151].

Basée sur la différence de moyenne (Difference_Mean), la solution actuelle est mise à jour en fonction de l'expression suivante

$$X_{new,i} = X_{old,i} + \text{Difference_Mean}_i \quad (4.19)$$

Où $X_{new,i}$ est la valeur actualisée des $X_{old,i}$. Accepter $X_{nouvelle, i}$ si elle donne une meilleure valeur de la fonction. Toutes les valeurs de la fonction acceptées à l'issue de la phase de l'enseignant sont maintenues, et ces valeurs deviennent les entrées de la phase de l'apprenant [151].

On peut reprendre la modification de l'apprenant (où P_n est le nombre d'apprenants) par [149]:

$$T_F = \text{round} [1 + \text{rand} (0, 1) \{2-1\}]$$

for $p=1:P_n$

$$\text{Difference_Mean}_i = r_i (M_{new} - T_F M_j)$$

$$X_{new,p} = X_{old,p} + \text{Difference_Mean}_i$$

endfor

Accepter X_{new} si elle donne une meilleure valeur de la fonction.

4.10.2. Learner phase (Phase de l'apprenant)

C'est la deuxième partie de l'algorithme où les apprenants accroissent leurs connaissances par l'interaction entre eux. Un apprenant interagit de façon aléatoire avec d'autres apprenants pour améliorer ses connaissances. Un apprenant apprend de nouvelles choses si les autres apprenants ont plus de connaissances que lui. A toute itération i , on considère deux apprenants différents X_i et X_j où $i \neq j$. Mathématiquement le phénomène de formation de cette phase est exprimé comme suit :

$$X_{new,i} = X_{old,i} + r_i (X_i - X_j) \quad \text{If } f(X_i) < f(X_j) \quad (4.20)$$

$$X_{new,i} = X_{old,i} + r_i (X_j - X_i) \quad \text{If } f(X_j) < f(X_i) \quad (4.21)$$

Accepter X_{new} si elle donne une meilleure valeur de la fonction.

Il est important de mentionner que dans l'algorithme de TLBO de base, la solution est mise à jour dans la phase de l'enseignant ainsi que dans la phase de l'apprenant.

Les changements de l'apprenant est exprimée par (P_n est le nombre d'apprenants) [154]:

for $p=1:P_n$

Randomly select one learner X_j , such that $i \neq j$

If $f(X_i) < f(X_j)$

$$X_{new,p} = X_{old,p} + r_i (X_i - X_j)$$

else

$$X_{new,p} = X_{old,p} + r_i (X_j - X_i)$$

endif

endfor

Accepter X_{new} si elle donne une meilleure valeur de la fonction.

4.10.3. Le diagramme de l'algorithme TLBO

La procédure par étapes pour l'implémentation de la méthode TLBO peut être résumée comme suit [154]:

Étape 1: Définir le problème d'optimisation et initialiser les paramètres d'optimisation.

Étape 2: Initialisation de la population.

Étape 3: phase de l'enseignant. Les apprenants apprennent de l'enseignant.

Étape 4: la phase l'apprenant. Les apprenants accroissent leurs connaissances avec l'aide de leur interaction mutuelle.

Étape 5: critère de fin. Arrêtez-vous si le nombre maximal de génération est atteint; sinon répéter l'étape 3.

Conclusion du chapitre IV

Les métaheuristiques sont des stratégies qui permettent de guider la recherche d'une solution optimale, leur but est de faire explorer l'espace de recherche d'une manière efficace pour atteindre des solutions presque optimales.

On peut classer les métaheuristiques selon plusieurs points de vue ; selon le critère de la classification:

- Le nombre des solutions manipulées à la fois;
- L'emploi de mémoire;
- Le type de parcours ;
- La source de la méthode;
- Nombre et structure de voisinage.

On distingue plusieurs méthodes métaheuristiques, parmi elles :

- **Algorithmes Génétiques** : Ils font partie d'une famille de méthodes stochastiques appelée Méthodes Évolutionnistes.

- **Micro Algorithmes génétiques mGAs** : Ils travaillent avec un petit nombre de populations et sont conçus pour exploiter au mieux l'espace de recherche avec un faible temps de convergence.
- **Fireflies** : Les Fireflies (lucioles) utilisent leur bioluminescence pour attirer les compagnons ou la proie. L'algorithme Firefly (FFA) utilise les règles idéalisées de l'attractivité, de l'intensité lumineuse, de la distance et du mouvement.
- **Teaching learning based optimization (TLBO)** : c'est un algorithme de simulation du phénomène d'enseignement-apprentissage d'une salle de classe pour la résolution des problèmes multidimensionnels, linéaires et non linéaires avec une efficacité appréciable. Il est composé de deux phases :
 - Teacher phase (phase de l'enseignant) : C'est la première partie de l'algorithme où les apprenants apprennent par l'enseignant. il essaie d'améliorer le résultat moyen de la salle de classe jusqu'à son propre niveau.
 - Learner phase (Phase de l'apprenant) : C'est la deuxième partie de l'algorithme où les apprenants accroissent leurs connaissances par l'interaction entre eux,

Chapitre V : Hybridation et Résultats

5.1. Introduction

L'hybridation des métaheuristiques est composée de deux techniques généralement utilisées pour traiter des grandes instances des problèmes difficiles. Pour l'hybridation l'idée est simple : utiliser les points forts de chaque méthode pour avoir des solutions plus satisfaisantes [155].

Lorsque la taille des données d'entrée d'un problème difficile augmente, la taille de l'espace de recherche augmente aussi ; dans ce cas là l'utilisation des métaheuristiques dans leurs versions originales ne donne pas les résultats souhaités ; pour augmenter la puissance de recherche des métaheuristiques la technique généralement utilisée est l'hybridation.

Le but de l'hybridation des métaheuristiques est de construire des méthodes qui comprennent les points forts de ses composantes. On peut hybrider les métaheuristiques avec des métaheuristiques ou avec d'autres méthodes qui appartiennent aux autres approches de résolutions.

Plusieurs hybridations entre les métaheuristiques concentrent, sur le point que les métaheuristiques de recherche locale exploitent mieux une portion de l'espace de recherche, et les métaheuristiques basées population explorent mieux l'espace de recherche.

Les méthodes résultent de l'utilisation de l'hybridation donnent les meilleurs résultats, mais elles exigent une grande puissance de calcul.

La motivation derrière une telle hybridation des différentes métaheuristiques est d'avoir des méthodes plus efficaces. Ces dernières exploitent et rassemblent les avantages des méthodes de base, par exemple coupler la puissance d'exploration des méthodes basées population avec la bonne exploitation de l'espace de recherche par les méthodes de recherche locale. Le mot hybridation signifie n'importe quelle chose composée des éléments hétérogènes ; donc une méthode métaheuristique hybride est une méthode composée de deux méthodes dans l'une est au moins une métaheuristique.

L'idée d'hybrider des métaheuristiques n'est pas nouvelle, mais elle remonte aux origines des métaheuristiques elles-mêmes. L'hybridation des métaheuristiques a subi un vrai lancement par (Wolpert et Mac ready), ces derniers ont prouvé qu'il n'existe pas une métaheuristique plus efficace que toutes les autres dans tous les problèmes [156].

5.2. Classification de l'hybridation des métaheuristiques

Au cours de ces dernières années plusieurs travaux ont été publiés dans le domaine de l'hybridation des métaheuristiques ; on trouve dans la littérature quelques efforts pour classifier ces travaux [157] où est donnée une classification pour les métaheuristiques hybrides ; elle est fondée sur deux critères : l'ordre d'exécution (séquentiel ou parallèle) et sur la synchronisation pour les hybridations parallèles ; cette classification est enrichie et complétée dans [158], [159] où on trouve toute une taxonomie contenant plusieurs classifications, chacune d'elles se base sur différents critères ; on y distingue entre l'hybridation de point de vue conceptuel de l'hybridation de point de vue implémentation. Une classification hiérarchique et une classification plate représentent les deux composants de l'aspect conceptuel ; la classification hiérarchique se fonde sur le niveau de l'hybridation (bas ou haut) et sur son application (en relais ou concurrente). La classification plate répond aux questions : hybridation homogène ou hétérogène, globale ou partielle et générale ou spéciale.

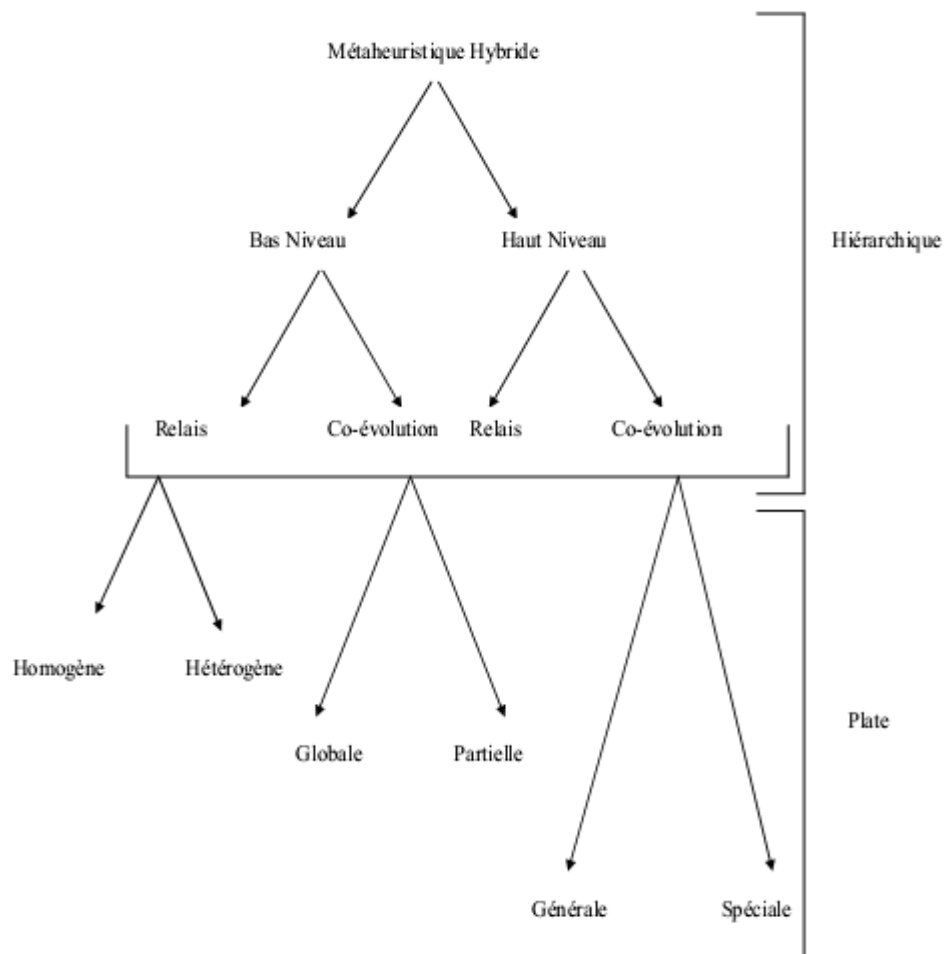


Figure 5.1. La classification de l'hybridation

5.3. Hybridation par les méthodes FFA-mGA

Le processus de recherche commence par la méthode de FFA en initialisant un groupe de fireflies aléatoire, puis la recherche est poursuivie par la méthode des mGA, c'est-à-dire que les résultats trouvés par la FFA sont utilisés comme points de départ pour les mGA. Comme déjà vu précédemment, la méthode des mGA travaille avec un petit nombre de populations est conçue pour exploiter au mieux l'espace de recherche avec un faible temps de convergence. Ensuite, les meilleurs résultats (meilleurs que ceux de la méthode FFA) trouvés à partir des mGA sont également communiqués à la FFA comme un espace de recherche initial. Le processus est répété jusqu'à ce que la solution finale soit atteinte. La Figure 5.2 montre le mécanisme de recherche de la solution combinée locale et globale sans communication et avec communication considérées. Les étapes suivantes résument la description de l'algorithme proposé [160] :

Étape 1 : Exécutez la méthode FFA (avec le maximum d'itérations)

Étape 2 : Les meilleures variables de contrôle optimisées basées sur la méthode FFA sont communiquées aux mGA et considérées comme l'espace de recherche initial (avec le maximum d'itérations).

Étape 3 : Communiquer la meilleure solution trouvée par la méthode des mGA à la FFA et la considérer comme l'espace de recherche initial.

Étape 4 : Le processus est répété jusqu'à ce que la solution finale soit atteinte (la solution est répétée).

Cette approche peut trouver rapidement et avec précision une solution optimale.

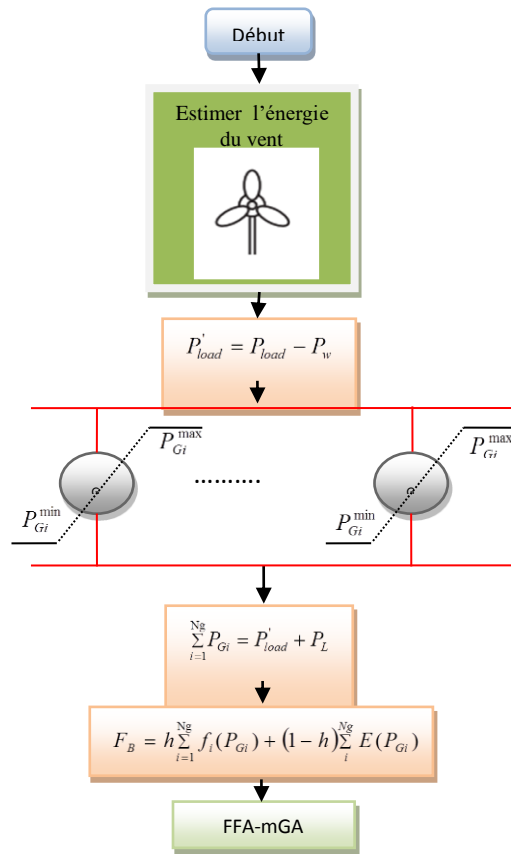


Figure 5.2. Organigramme de l'approche FFA-mGA proposé avec OPF basé sur l'énergie éolienne

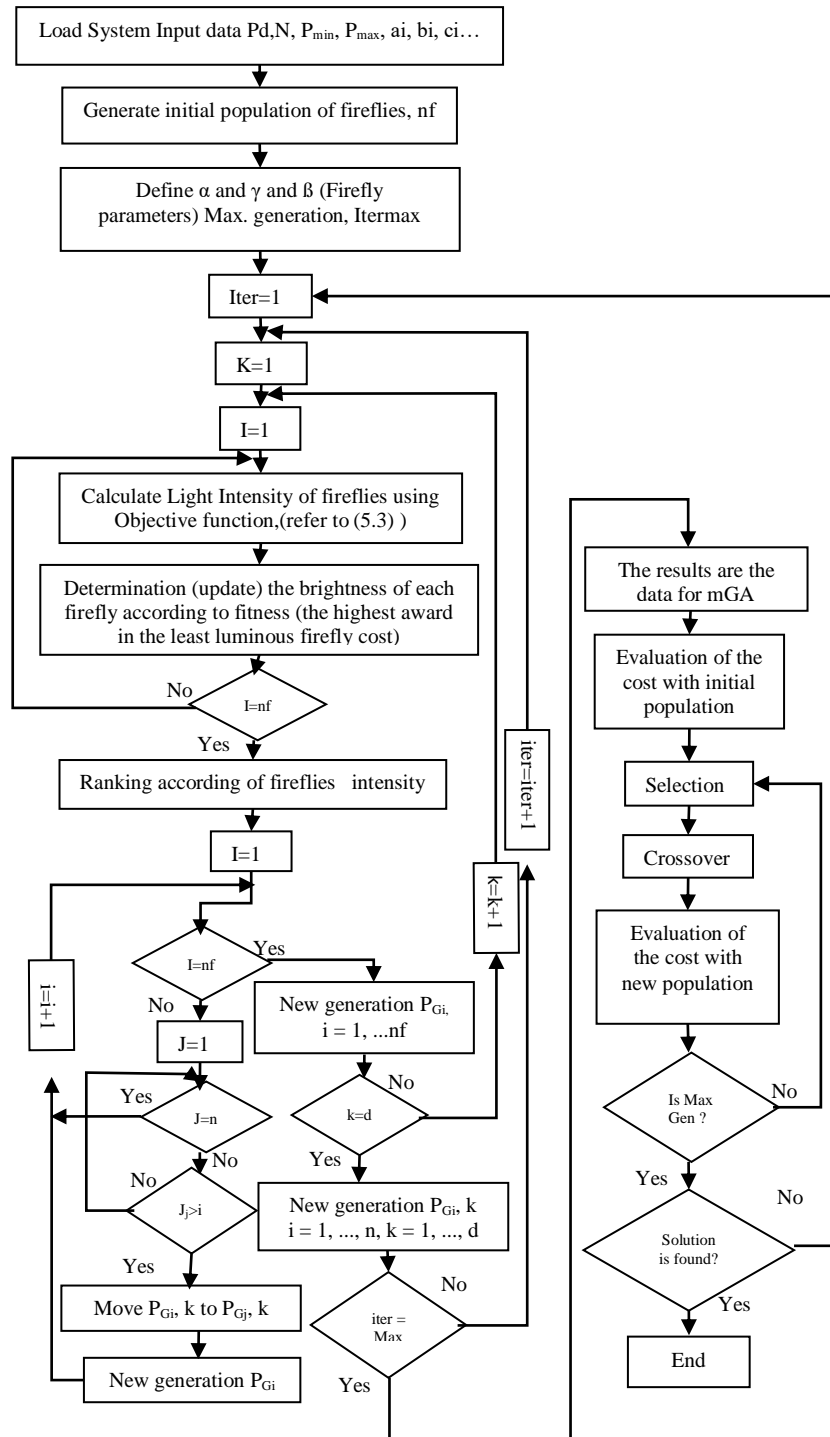


Figure 5.3. Organigramme pour DEP utilisant FFA-mGA

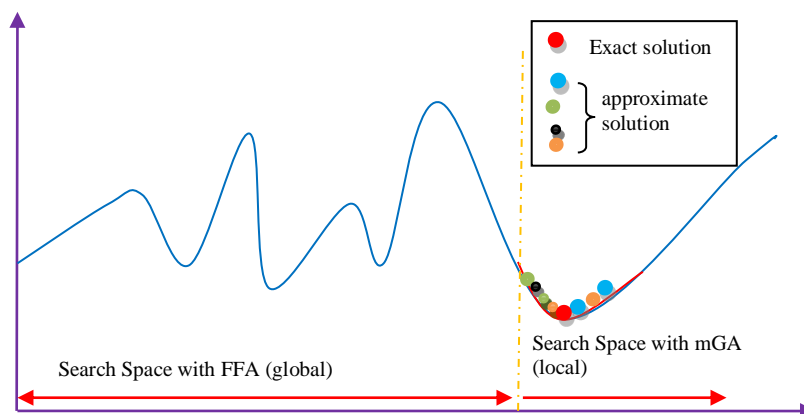


Figure 5.4. Espace de recherche pour FFA-mGA

5.4. Les résultats de simulation

L'approche proposée FFA-mGA basée sur la recherche de la solution globale et locale est développée dans le langage de programmation Matlab utilisant la version 7.04. Afin de valider la robustesse de la méthode proposée, le système IEEE 30 nœuds modifié a été envisagé. Ce système est constitué de six générateurs thermiques aux nœuds 1, 2, 5, 8, 11, 13 et trois parcs éoliens aux nœuds 10, 18, 24 ainsi que quatre transformateurs aux lignes 6-9, 10-9, 4-12 et 28-27. En outre, les nœuds 10, 12, 15, 17, 20, 21, 23, 24 et 29 ont été choisis comme les bus de compensation shunt VAR [161]. La demande totale du système est 283.4MW. Le maximum et le minimum des tensions de tous les nœuds de charge sont considérés comme étant en pu 1.05-0.95. Les coefficients du combustible et les coefficients des émissions de générateurs pour le réseau IEEE 30 nœuds sont donnés dans les tableaux 5.1 et 5.2 [162]. Le système de test est représenté sur la Figure 5.5.

L'hybridation proposée a été appliquée pour résoudre différents cas.

Tableau 5.1

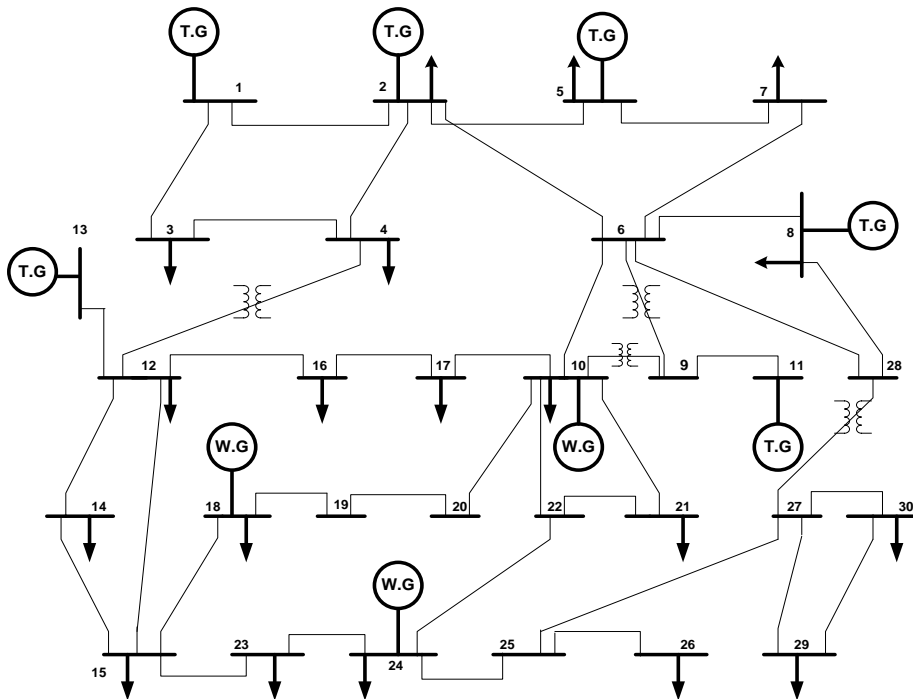
Paramètres des Générateurs du réseau IEEE 30- Nœuds.

Nœud	P_{Gi}^{\min} (MW)	P_{Gi}^{\max} (MW)	coefficients coûts		
			a_i	b_i	c_i
P_{G1}	50	200	0.00375	2.00	0.00
P_{G2}	20	80	0.01750	1.75	0.00
P_{G5}	15	50	0.06250	1.00	0.00
P_{G8}	10	35	0.00834	3.25	0.00
P_{G11}	10	30	0.02500	3.00	0.00
P_{G13}	12	40	0.02500	3.00	0.00

Tableau 5.2

Limites des puissances générées, coefficients d'émission des unités génératrices 6-unit system.

Nœud	α_i	β_i	γ_i	ε_i	λ_i
P_{G1}	0.06490	-0.05554	0.04091	0.0002	2.857
P_{G2}	0.05638	-0.06047	0.02543	0.0005	3.333
P_{G3}	0.04586	-0.05094	0.04258	0.000001	8.000
P_{G4}	0.03380	-0.03550	0.05326	0.002	2.000
P_{G5}	0.04586	-0.05094	0.04258	0.000001	8.000
P_{G6}	0.05151	-0.05555	0.06131	0.00001	6.667

Figure 5.5. Schéma du réseau IEEE 30 nœuds modifié (T.G: Générateur Thermique
W.G: Générateur Eolien)

5.4.1. Cas 1: Minimisation quadratique du coût du combustible

Dans ce cas, la fonction objectif est une forme quadratique de l'équation (5.1) :

$$f(P_G) = \sum_{i=1}^{N_g} f_i(P_{Gi}) \quad (5.1)$$

La minimisation du coût du carburant a diminué à 801.1128 \$ / h dans le cas 1 (Tableau 5.3).

Les résultats obtenus à partir de l'hybridation FFA-mGA sont comparées à d'autres méthodes décrites dans la littérature. Les résultats de cette comparaison sont présentés dans le tableau 5.4. On peut voir que le minimum obtenu par ce procédé qui est 801,1128 \$ / h, ce qui

est meilleur que les autres procédés, MSFLA [162] , GA-OPF et FGA [163] , IEP [164] , TS [165] , EP [166] , MPSO-SFLA, PSO, SFLA [167] .

Tableau 5.3

Résultats de l'optimisation de l'approche FFA-mGA pour IEEE 30- Nœuds.

	Meilleur (Coût) FFA-mGA	Meilleure (émission) FFA- mGA	Meilleurs (Coût, émission) FFA	Meilleurs (Coût, émission) FFA-mGA
P_{G1} (MW)	179.162597	69.5234	1.008132	0.932102
P_{G2} (MW)	47.185823	67.2399	0.598520	0.620235
P_{G3} (MW)	23.068166	49.3921	0.385113	0.423114
P_{G8} (MW)	18.290087	34.2031	0.311299	0.296345
P_{G11} (MW)	12.362347	29.6830	0.293286	0.263866
P_{G13} (MW)	12.500784	39.9861	0.283217	0.312857
V_{G1} (p.u.)	0.9567	1.0156	1.0106	1.0177
V_{G2} (p.u.)	1.0981	1.0682	1.0291	1.0693
V_{G3} (p.u.)	1.0039	1.0852	1.0893	1.0996
V_{G4} (p.u.)	1.0740	1.0458	1.0522	1.0633
V_{G5} (p.u.)	1.0742	0.9896	0.8729	0.9728
V_{G6} (p.u.)	1.0407	1.0958	1.0762	1.0964
T_{CL11}	1.0383	1.0951	1.0925	1.0828
T_{CL12}	0.9200	1.0628	1.0614	1.0512
T_{CL15}	1.0260	1.0745	1.0775	1.0871
T_{CL36}	0.9729	1.0856	1.0948	1.0946
Q_{C10} (p.u.)	0.0499	0.0354	0.0375	0.0277
Q_{C12} (p.u.)	0.0416	0.0295	0.0492	0.0296
Q_{C15} (p.u.)	0.0413	0.0485	0.0428	0.0418
Q_{C17} (p.u.)	0.0489	0.0414	0.0457	0.0407
Q_{C20} (p.u.)	0.0492	0.0501	0.0493	0.0553
Q_{C21} (p.u.)	0.0498	0.0425	0.0470	0.0460
Q_{C23} (p.u.)	0.0447	0.0405	0.0429	0.0439
Q_{C24} (p.u.)	0.0489	0.0451	0.0461	0.0491
Q_{C29} (p.u.)	0.0391	0.0402	0.0414	0.0428
Coût du combustible	801.1128	947.7523	862.1373	867.5945
(\$/h)				
Emission	0.3712	0.206771	0.229590	0.222145
(ton/h)				
Pertes réelles	9.1698	6.6276	4.5600	1.4500
(MW)				
T(S)	10.92	10.6424		10.9076

Tableau 5.4
Comparaison des résultats des différents algorithmes pour la fonction coût pour le système
IEEE 30- Nœuds.

Méthodes	P _{G1} (MW)	P _{G2} (MW)	P _{G3} (MW)	P _{G8} (MW)	P _{G11} (MW)	P _{G13} (MW)	Pertes (MW)	Coût (\$/h)	T (S)
MSFLA [162]	179.19	48.98	20.45	20.92	11.58	11.95	9.69	802.28	/
GA-OPF [163]	174.83	48.88	23.78	20.2	13.14	12.22	/	803.92	/
FGA [163]	175.14	50.35	21.45	21.18	12.67	12.11	9.49	802	/
IEP [164]	176.24	49.01	21.5	21.81	12.34	12.01	10.87	802.47	594.08
TS [165]	176.04	48.76	21.56	22.05	12.44	12	/	802.29	/
EP [166]	173.85	50	21.39	22.63	12.93	12		802.62	/
Hybrid MPSO-SFLA [167]	180.53	52.09	22.78	15.49	10	12.05	9.54	801.75	18.17
PSO [167]	180.23	52.09	22.81	15.62	10	12.21	9.56	801.89	20.19
SFLA [167]	181.06	52.17	22.47	15.35	10	12.07	9.72	802.21	20.75
FFA-mGA	179.16	47.18	23.06	18.29	12.36	12.50	9.16	801.1128	10.92

5.4.2. Cas 2: la minimisation des émissions

La fonction objectif retenue étant la minimisation totale des coûts des émissions E telle que définie dans l'équation (5.2) :

$$E(P_G) = \sum_{i=1}^{N_g} (\alpha_i P_{Gi}^2 + \beta_i P_{Gi} + \gamma_i) + \varepsilon_i \exp(\lambda_i P_{Gi}) \quad (5.2)$$

Le coût total d'émission a diminué à 0.206771 tonnes/h dans le cas 2 par rapport à 0,3712 t/h dans le cas 1 (tableau 3). Les résultats obtenus à partir de la FFA-mGA sont comparées à d'autres méthodes décrites dans la littérature. Les résultats de cette comparaison sont présentés dans le tableau 5.5. On peut voir que les résultats sont meilleurs résultats que les méthodes GA, SFLA, PSO [162].

Tableau 5.5
Comparaison des résultats obtenus pour
le 2ème cas du système IEEE 30- Nœuds

Méthodes	Emissions Totales (ton/h)
SFLA [162]	0.2063
GA [162]	0.21170
PSO [162]	0.2096
FFA-mGA	0.206771

5.4.3. Cas 3: minimisation des coûts et des émissions

Dans ce cas, toutes les contraintes concernant le coût du combustible et les émissions polluantes sont prises en compte. Le problème a été considéré comme un problème de dispatching économique de puissance multi-objectifs. La meilleure solution de compromis en utilisant l'hybridation FFA-mGA est donnée dans le tableau 5.3.

Ce problème d'optimisation multi-objectif a été résolu par l'approche proposée (FFA-mGA) (figures 5.6 et 5.7). En premier, le coût du combustible, et l'émission sont optimisés individuellement pour explorer les points extrêmes de la surface de compromis dans tous les cas.

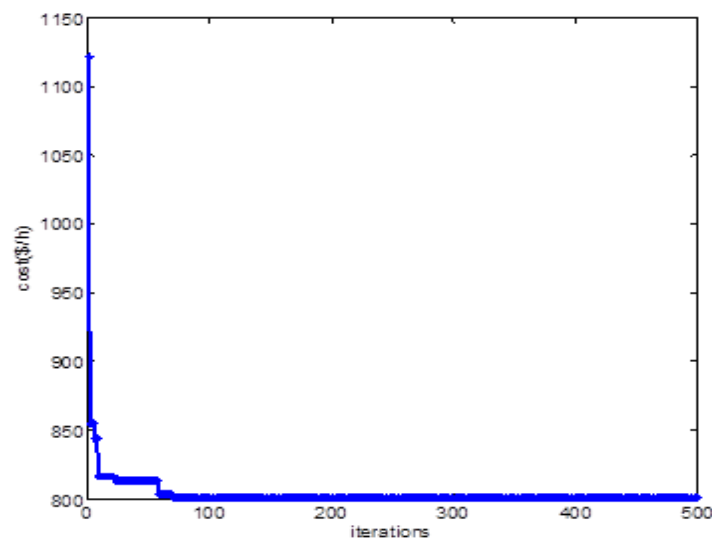


Figure 5.6. Graphe de convergence de FFA-mGA, pour le système test IEEE 30-nœuds (cas1)

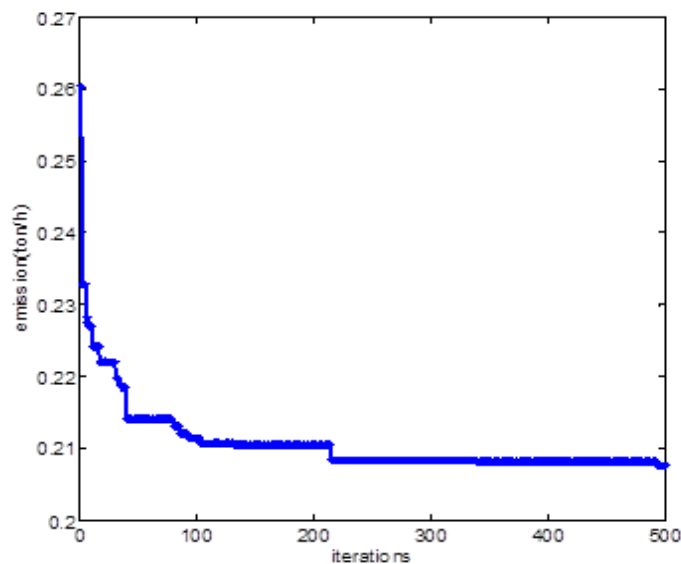


Figure 5.7. Graphe de convergence de FFA-mGA pour le système test IEEE 30-nœuds (cas2)

Dans ce cas 3, le dispatching économique de puissance de base a été implémenté pour que le problème devienne un problème d'optimisation mono-objectif. L'approche FFA-mGA proposée a pour but d'optimiser les objectifs de coût et d'émissions envisagent simultanément le troisième cas indiqué ci-dessus. La distribution de l'ensemble Pareto-optimale sur la surface de compromis est montrée dans la figure 5.8 pour le cas 3. On peut voir que la technique proposée FFA-mGA préserve la diversité des solutions non dominées du front Pareto-optimal et de résoudre efficacement le problème dans tous les cas considérés. Il est à noter que, l'ensemble Pareto-optimale a 35 solutions non dominées. Parmi elles, deux solutions qui représentent le meilleur coût et les meilleures émissions sont donnés dans le tableau 3. Les résultats expérimentaux montrent que l'approche de la méthode proposée donne des solutions de compromis satisfaisantes, à 867,5945 \$ / h et 0,222145 tonnes / h. Le temps CPU moyen, dans ce cas est de 10,90 s pour arriver à une solution. On voit que la technique proposée de FFA-mGA est supérieure à toutes les techniques publiées.

Les résultats des simulations révèlent également la supériorité de la technique FFA-mGA proposée en termes de diversité et de qualité des solutions Pareto-optimales obtenues.

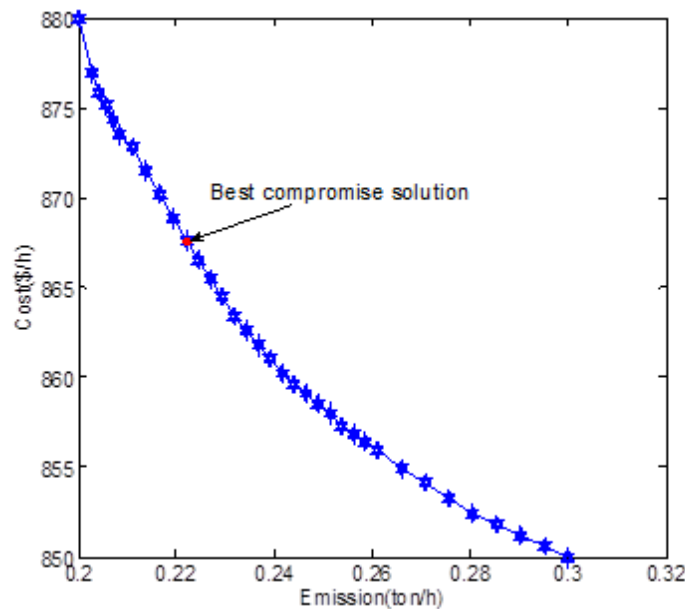


Figure 5.8. Front Pareto-optimal de l'approche proposée (cas 3)

5.4.4. Cas 4: courbe de coût quadratique avec des composantes sinus

Dans ce cas, seules les courbes de coût des générateurs de bus 1 et 2 sont remplacées par des effets de chargement point de valve donnée dans le tableau 5.6 [165]. La fonction objectif doit s'exprimer avec le modèle à l'équation (5.3) [168]. Les meilleurs résultats de l'approche

proposée par rapport aux autres procédés sont illustrés dans le tableau 5.7, qui montre clairement la supériorité de l'approche proposée.

$$f(P_G) = \sum_{i=1}^{N_g} \left(a_i P_{Gi}^2 + b_i P_{Gi} + c_i + \left| d_i \times \sin \left\{ e_i \times (P_i^{\min} - P_i) \right\} \right| \right) \quad (5.3)$$

Tableau 5.6
Coefficients de coût des Générateurs avec effet valve point
pour le système IEEE 30- Nœuds modifié

	a_i	b_i	c_i	d_i	e_i
PG1	0.0016	2	150	50	0.063
PG2	0.01	2.5	25	40	0.098

Tableau 5.7
Résultats de l'optimisation de l'approche FFA-mGA

	GA fuzzy [169]	GA [169]	GSA [170]	PSO [169]	FPSO [169]	FFA	FFA-mGA
PG1	199.78	200.00	1.99599439	199.78	199.78	199.7117	199.5987
PG2	20.23	20.11	0.51946406	20.24	20.00	20.0099	20.0000
PG3	21.65	27.42	0.15000000	21.60	25.42	18.7525	21.6180
PG8	19.81	15.65	0.10000000	19.91	22.43	25.3956	23.6064
PG11	14.12	17.74	0.10000001	14.22	13.37	15.8672	13.0446
PG13	18.10	12.90	0.12000003	18.13	12.94	13.9531	14.1889
Combustible	923.61	925.50	929.7240472	923.72	923.54	922.5042	918.4560
Pertes	9.97	10.31	15.145848	10.480	10.55	10.2904	8.6568
T(S)	/	/	/	/	/	3.21362	2.5258

D'une part, pour montrer l'efficacité de notre hybridation, nous avons vu l'utilité d'attirer l'attention sur les deux dernières colonnes du tableau 7, le coût en utilisant la méthode FFA-mGA est plus réduit par rapport à la méthode FFA sans hybridation, la même chose au sujet des pertes. D'autre part, la convergence de l'hybridation proposée est très rapide comme il est démontré dans les deux courbes des figures 5.9 et 5.10.

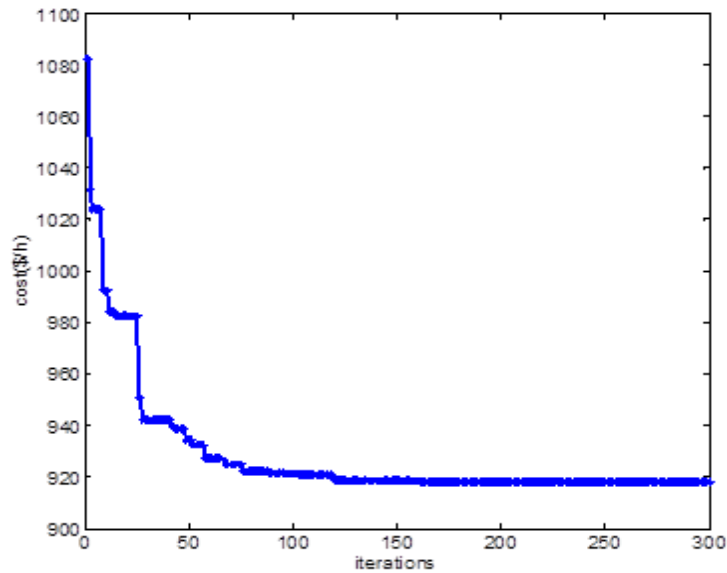


Figure 5.9. Graphe de convergence de FFA-mGA, pour le système test IEEE 30-nœuds (cas 4)

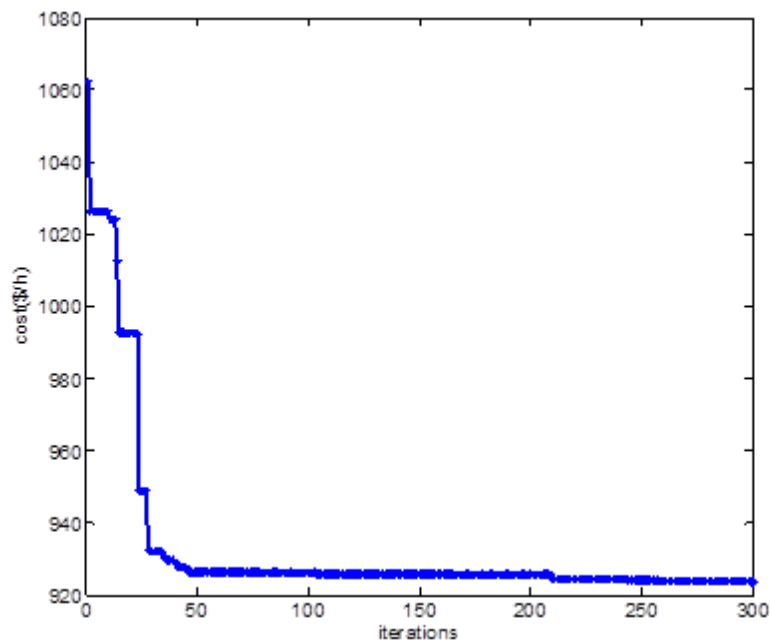


Figure 5.10. Graphe de convergence de FFA pour le système test IEEE 30-nœuds (cas 4)

5.4.5. Cas 5: fonctions coût quadratique par parties

Dans la pratique, et dans les systèmes de puissance, de nombreuses unités de production thermiques peuvent être fournies avec les sources de combustible multiples comme le charbon, le gaz naturel et le pétrole.

Le coût de production de ces unités à combustible fossile est représenté par la fonction de coût quadratique par parties comme le montre la figure 5.11.

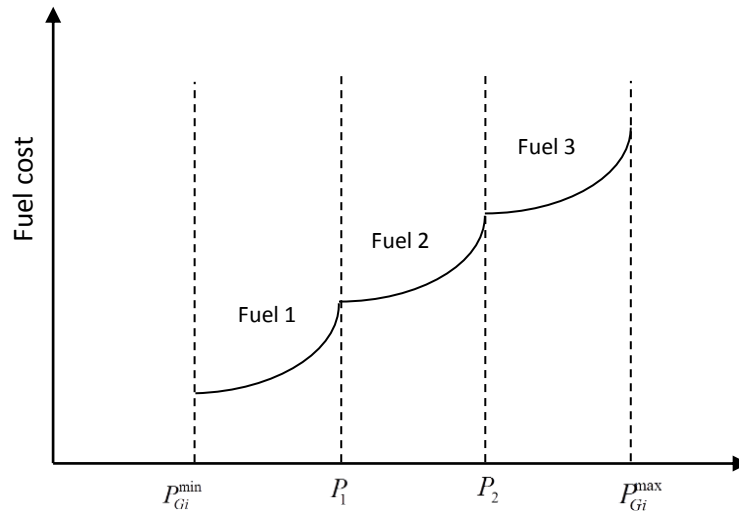


Figure 5.11. Courbes Multiples de coût

$$f(P_{Gi}) = \begin{cases} a_{i1}P_{Gi1}^2 + b_{i1}P_{Gi} + c_{i1} & P_{Gi}^{\min} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi1} \\ a_{i2}P_{Gi2}^2 + b_{i2}P_{Gi} + c_{i2} & P_{Gi1} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi2} \\ \dots\dots\dots & \dots\dots\dots \\ a_{im}P_{Gim}^2 + b_{im}P_{Gi} + c_{im} & P_{Gi(m-1)} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi}^{\max} \end{cases} \quad (5.4)$$

où a_{im}, b_{im}, c_{im} sont les coefficients de coût du $i^{ème}$ générateur pour le type de carburant m . Dans ce cas, seules les courbes de coût des générateurs de nœud 1 et 2 sont remplacés par des fonctions de coût quadratique par parties comme indiqué dans le tableau 5.8 [171]. La fonction objectif doit être exprimée avec le modèle à l'équation (5.4). Ici, le coût du carburant est réduit à son minimum. Le résultat obtenu à partir de la méthode FFA-mGA a été comparé à d'autres procédés décrits dans la littérature (tableau 5.9). On peut constater que les résultats sont meilleurs que ceux donnés par l'OSP [171], DE-OPF [172], MDE-OPF [172], ABC [173], GSA [171] et DE [174]. La courbe de convergence est représentée sur la figure 5.12.

Tableau 5.8
Coefficients de coût des Générateurs pour le Cas 5.

	P_{Gi}^{\min}	P_{Gi}^{\max}	a_i	b_i	c_i
Pg1	50	140	0.0050	0.70	55
	140	200	0.0075	1.05	82.5
Pg2	20	55	0.010	0.30	40.0
	55	80	0.020	0.60	80.0

Tableau 5.9
Comparaison des résultats de simulation pour le cas 5.

	PSO [171]	DE-OPF [172]	MDE-OPF [172]	ABC [173]	GSA [172]	DE [174]	FFA	FFA-mGA
PG1	140	139.961	140.000	/	139.999960	139.9830	139.895307	139.999310
PG2	55	54.984	55.000	54.9857	54.926800	54.8249	54.987896	54.999947
PG3	24.15	23.910	24.000	23.0162	24.995982	25.7889	24.640114	23.824358
PG8	35	34.291	34.989	33.0583	30.249474	34.8331	34.312748	33.335378
PG11	18.5	21.161	18.044	17.8480	19.583234	17.2469	21.108486	18.166509
PG13	17.79	16.202	18.462	21.8022	20.218508	18.3565	14.911751	19.524724
Combustible	647.69	648.384	647.846	649.0855	646.848066	650.8224	646.400732	645.739772
Pertes	7.722	7.109	7.095	7.2526	0.06573957	7.6333	6.4563	6.4502
T(S)	/	/	/	/	10.2716		5.25481	3.68162

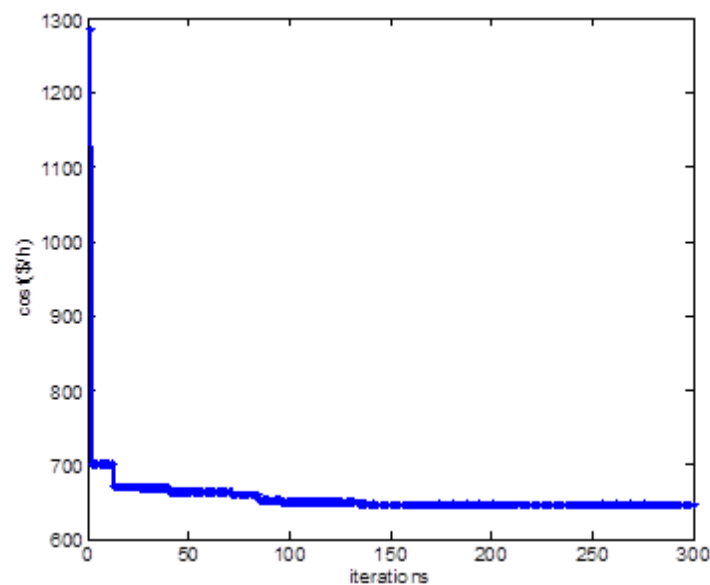


Figure 5.12. Graphe de convergence de FFA-mGA, pour le système test IEEE 30-nœuds (cas5)

On remarque, dans ce cas 5, que la convergence a été très rapide parce que l'itération vers la solution optimale est très petite et égale environ à 100, en particulier en comparaison avec la méthode FFA seule, comme il apparaît sur les figures 5.12 et 5.13.

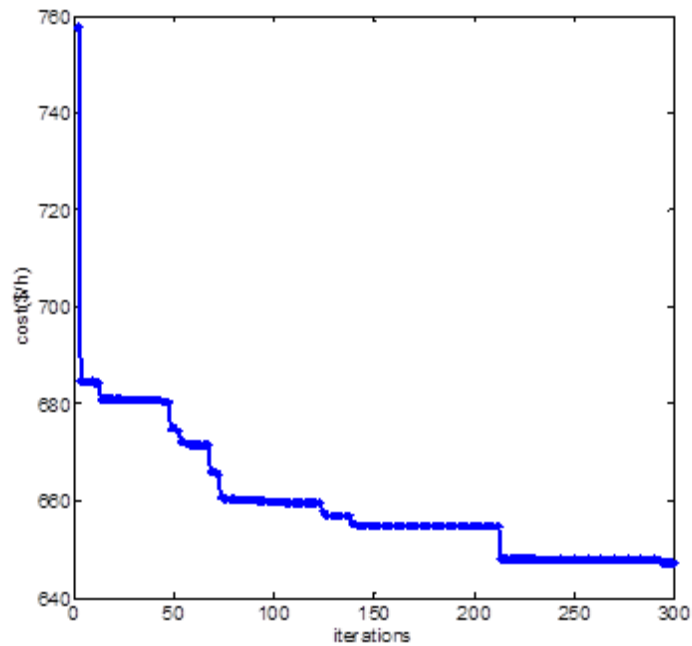


Figure 5.13. Graphe de convergence de FFA, pour le système test IEEE 30-nœuds (cas5)

5.4.6. Cas 6: L'effet de l'intégration de l'énergie éolienne dans le réseau électrique

Dans ce cas, nous considérons trois fermes éoliennes connectées aux nœuds 10, 18 et 24. Elles sont utilisées pour analyser l'effet de la connexion de parcs éoliens sur le coût total de production et des pertes actives (figure 5.5). Les éoliennes sont connectées séparément aux jeux de barres 10, 18 et 24 pour des niveaux de pénétration.

D'après le tableau 10, nous pouvons voir que l'intégration des fermes éoliennes, en particulier les points, un par un, en augmentant à chaque fois la pénétration de 5% à 20% et en remarquant l'effet de l'augmentation et l'effet du site (lieu), nous avons soulevé, l'amélioration du coût du combustible et des émissions lors de l'augmentation de la pénétration pour les trois sites. Le site (lieu) des parcs éoliens a une influence sur le coût et sur les émissions (dans notre cas le meilleur site est le nœud 24). On pourrait trouver d'autres sites beaucoup plus performants.

Tableau 5.10

Test de la méthode FFA-mGA quand les parcs éoliens sont connectés aux jeux de barres 10,18 et 24 séparément avec différents taux de pénétration de la puissance du vent.

Parc éolien connecté aux jeux de barres 10								
	5%		10%		15%		20%	
PG1	163.4075	0.578687	160.2585	0.507905	146.4484	0.500013	146.7802	0.401706
PG2	52.1014	0.650475	48.6028	0.600101	48.0164	0.462559	39.4359	0.450784
PG3	19.5774	0.499911	18.9782	0.492168	19.2568	0.489061	17.4034	0.478503
PG8	20.2749	0.349671	14.1190	0.338862	14.0297	0.342169	10.0001	0.327110
PG11	10.6829	0.299983	10.000	0.299824	10.0427	0.299997	10.0000	0.299666
PG13	12.0856	0.399733	12.0013	0.399700	12.0059	0.399999	12.0004	0.399156
Pw10	14.1699		28.3399		42.4997		56.6797	
pertes	8.8998							
Coût/Emission	753.2947	0.202452	704.3653	0.200081	659.6482	0.198691	612.35065	0.198372
Parc éolien connecté aux jeux de barres 18								
	5%		10%		15%		20%	
PG1	161.8948	0.595018	155.3510	0.562501	148.2358	0.500000	136.8224	0.375515
PG2	48.4660	0.637532	453924	0.550003	45.6159	0.500012	46.4412	0.500245
PG3	20.7862	0.499376	20.8387	0.491113	18.5417	0.484874	19.51898	0.480613
PG8	21.0839	0.349419	15.3688	0.339547	15.7036	0.316923	11.1051	0.316530
PG11	12.1795	0.299366	13.6082	0.299992	10.0027	0.300000	10.0019	0.299975
PG13	14.0159	0.399999	13.6921	0.399998	12.0000	0.399936	12.0302	0.387103
Pw18	14.1633		28.3385		42.4999		56.6800	
pertes	9.19							
Coût /Emission	755.2288	0.202530	707.8154	0.200190	660.3487	0.198937	615.5327	0.198739
Parc éolien connecté aux jeux de barres 24								
	5%		10%		15%		20%	
PG1	174.77	0.601128	164.79	0.500033	151.04	0.500002	144.6408	0.377938
PG2	46.52	0.625327	45.86	0.600003	44.81	0.450044	41.2362	0.437503
PG3	19.29	0.499628	19.043	0.499065	18.31	0.499995	17.3132	0.498103
PG8	15.13	0.349906	11.80	0.337068	13.21	0.344530	10.0010	0.339074
PG11	10.00	0.299511	10.02	0.299992	10.00	0.299997	10.0000	0.299998
PG13	12.00	0.399880	12.02	0.399956	12.00	0.399926	12.0000	0.399999
Pw24	14.16		28.33		42.49		56.6786	
pertes	8.4700							
Coût/Emission	749.16	0.202343	702.02	0.199946	657.03	0.198645	611.1413	0.198295

5.5. Hybridation par les méthodes (TLBO-GA)

Le processus de recherche démarre avec la méthode TLBO (Teaching–Learning-Based Optimization), puis la recherche est poursuivie par la méthode des GA (Algorithmes Génétiques). Les résultats trouvés par la méthode TLBO sont utilisés comme points de départ pour la méthode des GA.

Ensuite, les meilleurs résultats (mieux que la méthode TLBO) trouvés à partir de la méthode GA sont également communiqués à la méthode TLBO comme un espace de recherche initial. Le processus est répété jusqu'à ce que la solution finale soit atteinte. La figure 5.14 montre la recherche de mécanisme de recherche global-local combiné sans communication et avec communication à considérer. Les étapes suivantes résument description de l'algorithme proposé:

Étape 1 : Lancer TLBO (avec le maximum d'itérations)

Étape 2 : Les meilleures variables de contrôle optimisés TLBO base sont communiquées aux GA et considérés comme l'espace de recherche initial (avec le maximum d'itérations).

Étape 3 : Communiquer la meilleure solution trouvée à partir de GA à TLBO et considéré comme l'espace de recherche initial.

Étape 4 : Le processus est répété jusqu'à ce que la solution finale est atteinte (la solution est répétée).

Cette approche peut trouver rapidement une solution optimale.

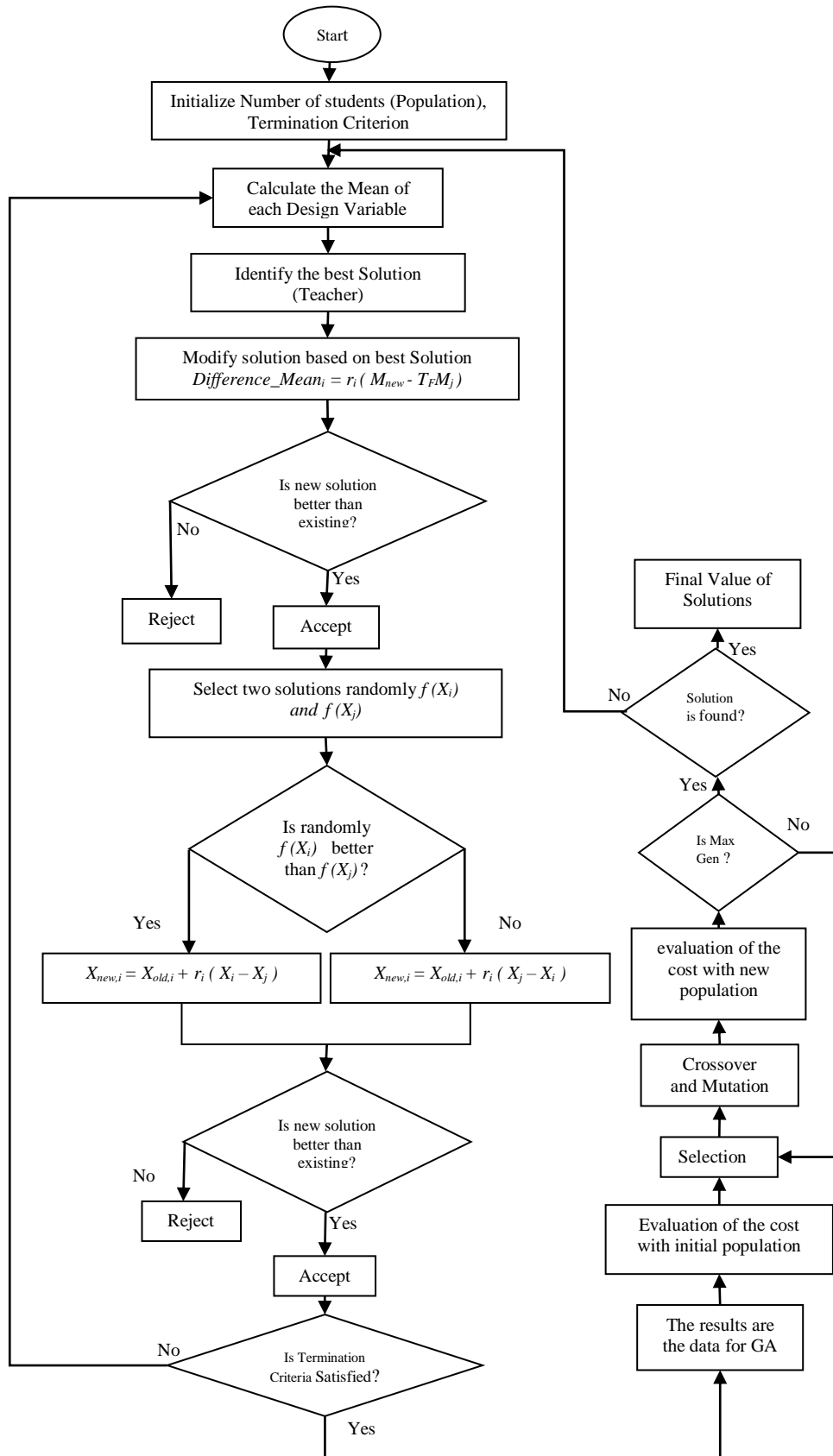


Figure 5.14. Organigramme pour OPF utilisant TLBO-GA

5.5.1. Les résultats de simulation avec l'hybridation TLBO-GA

L'approche TLBO-GA proposé sur la base de recherche globale et locale est mise au point dans le langage de programmation Matlab utilisant la version 7,04. Afin de valider la robustesse de la méthode proposée, trois réseaux ont été considérés, le premier 6-nœuds avec 3 alternateurs pour une demande de charge de 210 MW, le deuxième avec IEEE 14-nœuds et 5 alternateurs pour une demande de charge de 259 MW, et enfin le troisième à la norme IEEE 30-nœuds et 6 alternateurs pour une demande de charge de 283,4 MW de charge. Avec deux cas, avec effet de valve point et sans effet de valve. Les données sur les générateurs et B coefficients sont présentés respectivement dans les tableaux 5.11, 5.14 et 5.17 [175].

5.5.2. Système 6 nœuds 3 générateurs

Tableau 5.11
Coefficients coût, limites des puissances actives des générateurs des unités et coefficients des pertes de transmission

	a_i	b_i	c_i	d_i	e_i	p_{Gi}^{\min}	p_{Gi}^{\max}
PG1	0.00533	11.669	213.1	130	0.0635	50	200
PG2	0.00889	10.333	200	90	0.0598	37.5	150
PG3	0.00741	10.833	240	100	0.0685	45	180
B-coefficients							

$$[B] = \begin{bmatrix} 0.0552 & 0.0062 & -0.0046 \\ 0.0062 & 0.0253 & 0.0064 \\ -0.0046 & 0.0064 & 0.0286 \end{bmatrix}$$

$$[B_0] = [0.0046 \quad 0.0035 \quad 0.0019]$$

$$[B_{00}] = [0.0005571]$$

5.5.2.1. Cas 1: Minimisation Quadratique du coût du combustible

D'après le tableau 12, nous pouvons voir que pour le système de trois unités, la méthode proposée TLBO-GA peut obtenir la meilleure solution en comparaison avec les méthodes TLBO et GA seules, ceci dans la littérature. Le coût total de production du procédé TLBO-GA est réduit à une valeur de 3110.661462 \$ / h moins que le coût total de production comparé à la méthode TLBO, et il est également réduit comparé à la méthode GA.

Tableau 5.12
Résultats d'Optimisation de l'approche TLBO-GA pour le système 6 nœuds 3 générateurs

	Meilleur (Coût) GA	Meilleur (Coût) TLBO	Meilleur (Coût) TLBO-GA
PG1 (MW)	53.759002	51.416361	50.073271
PG2 (MW)	69.969447	72.448310	73.878281
PG3 (MW)	90.967464	90.921083	90.878914
Coût du combustible (\$/h)	3113.887331	3111.787641	3110.661462
Pertes totales(MW)	4.6959	4.7858	4.8305
T(S)	0.1258	0.2025	0.01014

En exploitant la figure 5.15, nous pouvons voir que la convergence est atteinte après 80 itérations et le meilleur coût est égal à 3110,661462 \$ / h.

Comme on le voit dans le tableau 5.12 le temps de calcul avec la méthode TLBO-GA est plus rapide que la méthode TLBO et GA seules, il vaut 0,01014S. La méthode TLBO-GA a une meilleure efficacité de calcul.

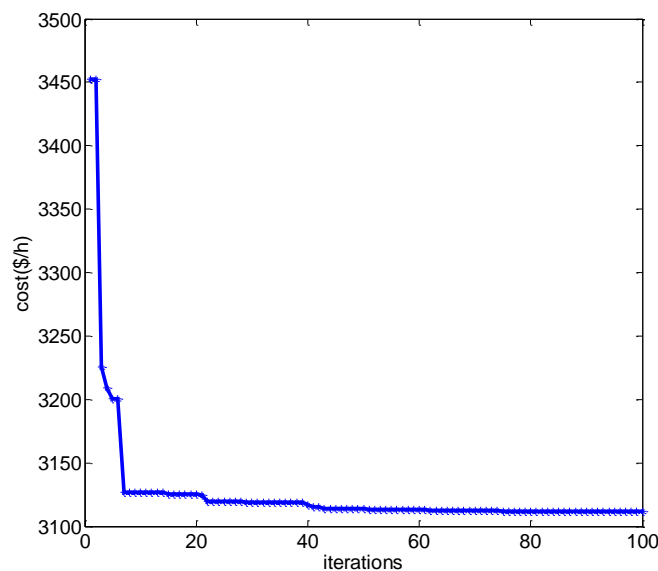


Figure 5.15. Les valeurs des fonctions coût pour différentes itérations par la méthode TLBO-GA (IEEE-6 NOEUDS)

5.5.2.2. Cas 2: Courbes quadratique du coût du combustible avec les composantes Sinus

Dans ce cas, seules les courbes de coût des générateurs sont remplacés par des effets de charge valve point. La fonction objectif doit être exprimée avec le modèle de l'équation (5.3)

Les meilleurs résultats de l'approche proposée par rapport à d'autres méthodes sont illustrés dans le tableau 5.13 qui montre clairement la supériorité de l'approche proposée.

Tableau 5.13

Résultats d'Optimisation de l'approche TLBO-GA pour le système 6 nœuds 3 générateurs avec effet valve point.

Méthodes	P _{G1} (MW)	P _{G2} (MW)	P _{G3} (MW)	Pertes (MW)	Coût (\$/h)	T (S)
GA [176]	53.2604	88.9645	74.7693	6.9939	3252.46	1.0310
GA-APO [176]	61.6467	95.1632	60.5402	7.3460	3341.77	0.812
NSOA [176]	50.0000	86.0678	79.7119	5.779	3205.99	0.0140
PSO [177]	50.4739	74.1958	90.8627	5.5324	3189.82	0.3117
MSG-HP [177]	50.000	74.7428	90.7680	5.5117	3188.146	0.2469
IABC-LS [178]	50	74.3459	90.8604	5.2063	3185.2942	0.008
IABC[178]	50.0028	74.5208	90.6764	5.2001	3185.8511	0.007
NHM [175]	50	90	75.87	5.87	3202.25	0.013
GA [175]	53.26	88.96	74.76	6.99	3252.45	1.031
HGA[175]	54.45	115.68	47.58	7.71	3294.80	0.812
TLBO	99.4739	37.50000	78.8057	5.7796	3166.3129	0.0859
TLBO-GA	50.0000	90.03521	75.7444	5.7796	3115.3283	0.0025

Méthode non heuristique (NHM)

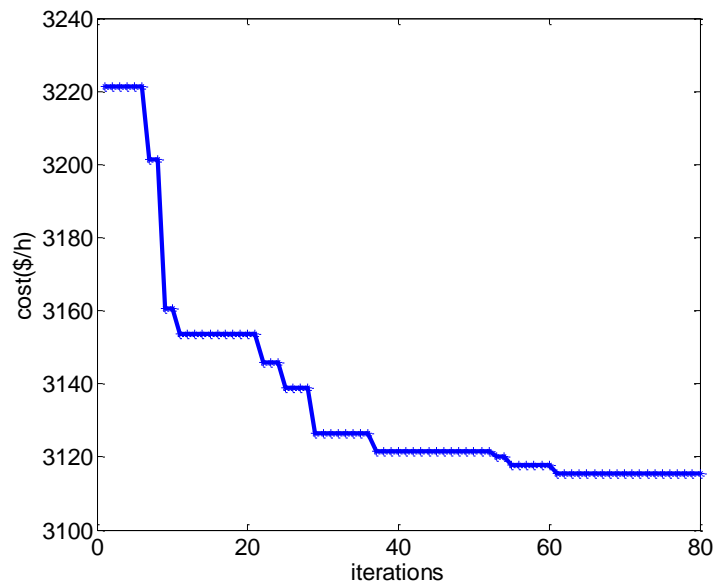


Figure 5.16. Valeurs des fonctions coût (avec effet valve point) pour différentes itérations par la méthode TLBO-GA (IEEE-6 NOEUDS)

Concernant les deux dernières lignes du tableau 5.13, il est très clair que cette hybridation TLBO-GA avec effet valve point pour système 6-nœuds dépasse l'autre méthode exposée dans le même tableau, le coût dans ce cas est réduit égal de 3115.3283 (\$ / h), le plus bas de tous les coûts.

Le temps CPU de la méthode TLBO-GA est inférieur à celui de la méthode TLBO, il est d'environ 0,0025 S et la convergence est atteinte après 80 itérations.

Tableau 5.14

Coefficients coût, limites des puissances actives des unités générateurs et coefficients des pertes de transmission

	a_i	b_i	c_i	d_i	e_i	p_{Gi}^{\min}	p_{Gi}^{\max}
PG1	0.0016	2	150	50	0.0630	50	200
PG2	0.01	2.5	25	40	0.0980	20	80
PG3	0.025	1	0	0	0	15	50
PG6	0.00834	3.25	0	0	0	10	35
PG8	0.025	3	0	0	0	10	30
B-Coefficients							

$$[B] = \begin{bmatrix} 0.0212 & 0.0085 & -0.0009 & 0.0021 & 0.0007 \\ 0.0085 & 0.0206 & -0.0041 & 0.0037 & 0.0001 \\ -0.0009 & -0.0041 & 0.0395 & -0.0207 & -0.0251 \\ 0.0021 & 0.0037 & -0.0207 & 0.0613 & -0.0071 \\ 0.0007 & 0.0001 & -0.0251 & -0.0071 & 0.0406 \end{bmatrix}$$

$$[B_0] = [-0.0002 \quad 0.003 \quad -0.0017 \quad 0.0101 \quad -0.0038]$$

$$[B_{00}] = [0.00085357]$$

5.5.3. Système 14 nœuds 5 générateurs

Le système considéré est un système 14 nœuds 5 générateurs, avec une demande de puissance de 259 MW. On va étudier deux cas (avec effet valve point/sans effet valve point) :

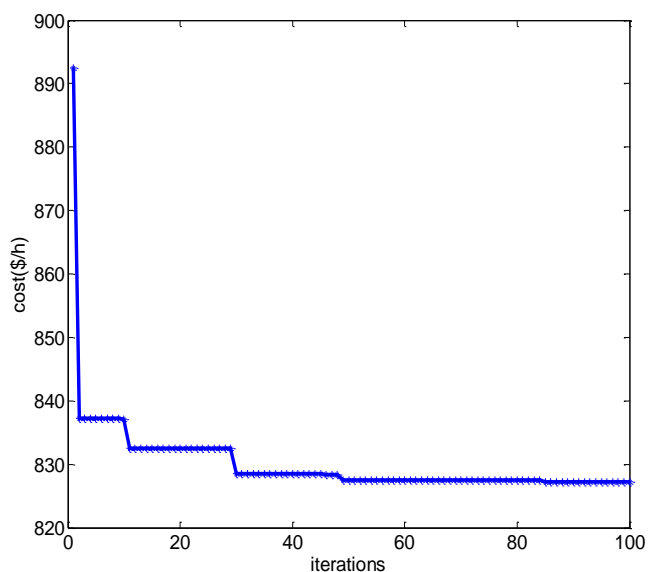
5.5.3.1. Cas 1: Minimisation Quadratique du coût du combustible (sans effet valve point)

Dans le tableau 15, on remarque que les deux méthodes GA et TLBO sont très robustes, le meilleur coût atteint une valeur de 829,597328 \$ / h avec la première méthode, et une valeur inférieure de 827,286908 \$ / h avec la deuxième méthode. Avec l'hybridation des deux méthodes on atteint une valeur beaucoup plus intéressante de 826.975457 \$ / h.

Le Temps CPU de la méthode TLBO-GA est inférieur au temps des méthodes TLBO et GA, il vaut la peine 0.008569 S. La méthode TLBO-GA a une meilleure efficacité de calcul.

Tableau 5.15
Résultats d'Optimisation de l'approche TLBO-GA pour le système 14 nœuds

	Meilleur (Coût) GA	Meilleur (Coût) TLBO	Meilleur (Coût) TLBO-GA
PG1 (MW)	196.952247	199.812783	199.987575
PG2 (MW)	29.370439	31.132178	30.724979
PG3 (MW)	19.732174	16.115501	16.366466
PG8 (MW)	10.599661	10.427850	10.081301
PG11(MW)	10.389557	10.297221	10.225370
Coût du combustible (\$/h)	829.597328	827.286908	826.975457
Pertes réelles (MW)	8.0441	8.7855	8.3857
T(S)	0.1212	0.3256	0.008569



**Figure 5.17. Valeurs des fonctions coût pour différentes itérations par la méthode
 TLBO-GA (IEEE-14 NOEUDS)**

De la figure 5.17, nous pouvons voir que la méthode TLBO-GA peut atteindre la solution optimale rapidement à environ 100 itérations. La méthode TLBO-GA a démontré avoir une bien meilleure convergence que les méthodes TLBO et GA seules.

5.5.3.2. Cas 2: Courbes quadratique du coût du combustible avec les composantes Sinus (avec effet valve point)

Tableau 5.16

Comparaison des résultats des différentes méthodes pour le système IEEE 14-nœuds pour PD= 259 MW

Méthodes	P_{G1} (MW)	P_{G2} (MW)	P_{G3} (MW)	P_{G8} (MW)	P_{G11} (MW)	Pertes (MW)	Coût (\$/h)	T (S)
NHM [175]	150	80	18.32	10	10	9.32	896.68	0.015
MSG-HP [177]	199.6923	20.0000	20.8157	15.5504	12.5069	9.5654	834.363	0.4617
PSO [177]	197.4696	20.0000	21.3421	11.6762	17.7744	9.2623	836.4568	0.3484
NSOA [176]	181.129	46.7567	19.1526	10.1879	10.7719	8.9977	905.5437	0.0150
GA [176]	172.765	26.6212	24.8322	23.4152	19.1885	7.8250	926.5530	0.3910
GA-APO [176]	172.765	26.6212	24.8322	23.4152	19.1885	7.8250	926.5530	0.3910
TLBO	199.6056	20.0000	194.7416	16.1984	13.2868	9.5651	834.2781	0.258
TLBO-GA	199.59965	20.0000	20.36233	17.6926	10.9100	9.5653	834.0362	0.00895

Méthode non heuristique (NHM)

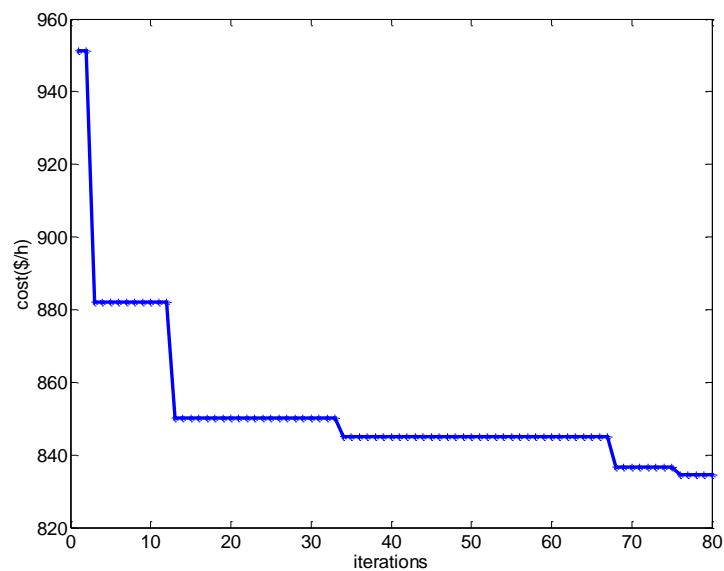


Figure 5.18. Valeurs des fonctions coût (avec effet valve point) pour différentes itérations par la méthode TLBO-GA (IEEE -14 Nœuds)

Si on examine le tableau 16 et en utilisant la technique avec effet valve point, on voit bien que la méthode TLBO-GA est très efficace par rapport aux autres méthodes: NHM [175], MSG-HP [177], PSO [177], NEA [176], GA [176], GA-APO [176] et TLBO. Le coût ayant atteint une valeur minimale de 834,0362 \$/h, en un temps de convergence de 0,00895 S, la convergence conserve le même nombre de 80 itérations (figure 5.18).

On passe maintenant à l'application de cette hybridation avec les deux cas sur le système à la norme IEEE 30 nœuds et 6 alternateurs pour une demande de 283,4 MW de charge:

5.5.4. Système 30 nœuds 6 générateurs

Tableau 5.17

Coefficients coût, limites des puissances actives des unités générateurs et coefficients des pertes de transmission

	a_i	b_i	c_i	d_i	e_i	p_{Gi}^{\min}	p_{Gi}^{\max}
PG1	0.0016	2	150	50	0.0630	50	200
PG2	0.01	2.5	25	40	0.0980	20	80
PG3	0.025	1	0	0	0	15	50
PG6	0.00834	3.25	0	0	0	10	35
PG8	0.025	3	0	0	0	10	30
PG13	0.025	3	0	0	0	12	40

B-Coefficients

$$[B] = \begin{bmatrix} 0.0224 & 0.0103 & 0.0016 & -0.0053 & 0.0009 & -0.0013 \\ 0.0103 & 0.0158 & 0.001 & -0.0074 & 0.0007 & 0.0024 \\ 0.0016 & 0.001 & 0.0474 & -0.0687 & -0.006 & -0.035 \\ -0.0053 & -0.0074 & -0.0687 & 0.3464 & 0.0105 & 0.0534 \\ 0.0009 & 0.0007 & -0.006 & 0.0105 & 0.0119 & 0.0007 \\ -0.0013 & 0.0024 & -0.035 & 0.0534 & 0.0007 & 0.2353 \end{bmatrix}$$

$$[B_0] = [-0.0005 \quad 0.0016 \quad -0.0029 \quad 0.006 \quad 0.0014 \quad 0.0015]$$

$$[B_{00}] = [0.0011]$$

5.5.4.1. Cas 1: Minimisation Quadratique du coût du combustible (sans effet de point valve)

En se référant au tableau 18, le meilleur coût dans l'approche GA a enregistré une valeur de 918,620060 \$ / h, pour l'approche TLBO une valeur de 917,730397 \$ / h et enfin l'approche TLBO-GA avec la meilleure valeur de 916,560132 \$ / h toujours dans un temps moindre de 0,00925 S.

Tableau 5.18

Résultats d'Optimisation de l'approche TLBO-GA pour le système 30 nœuds.

	Meilleur (Coût) GA	Meilleur (Coût) TLBO	Meilleur (Coût) TLBO-GA
PG1 (MW)	198.295421	199.845008	199.698106
PG2 (MW)	41.390760	36.886954	41.489712
PG3 (MW)	16.111724	16.916511	19.156173
PG8 (MW)	13.008410	13.746261	10.013532
PG11(MW)	10.074959	13.382660	10.286364
PG13(MW)	15.869036	13.890634	14.382727
Coût du combustible (\$/h)	918.620060	917.730397	916.560132
Pertes réelles (MW)	11.3503	11.2680	11.6266
T(S)	0.025	0.0324	0.00925

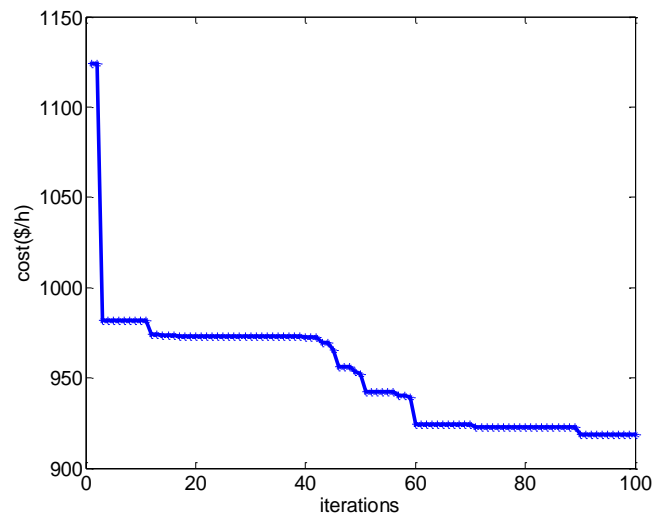


Figure 5.19. Valeurs des fonctions coût pour différentes itérations par la méthode TLBO-GA (IEEE-30 NOEUDS)

De la figure 5.19, on voit que l'approche TLBO-GA peut atteindre la solution optimale pour environ 90 itérations.

5.5.4.2. Cas 2: Courbes quadratique du coût du combustible avec les composantes Sinus (avec effet de point valve)

Les deux dernières colonnes du tableau 19 montrent bien que l'approche TLBO-GA est la meilleure par rapport aux autres méthodes de la littérature, le coût est de 911,40743 \$ / h, son temps de calcul est inférieur aux temps de calcul des méthodes TLBO et GA, il est égal à 0,012 S dans un nombre très réduit d'itérations (environ 75), ce qui montre la figure 5.20 ci-dessous.

Tableau 5.19

Comparaison des résultats des différentes méthodes pour le système IEEE-30 nœuds pour PD= 283.4 MW.

Méthodes	P _{G1} (MW)	P _{G2} (MW)	P _{G3} (MW)	P _{G8} (MW)	P _{G11} (MW)	P _{G13} (MW)	Pertes (MW)	Coût (\$/h)	T (S)
GA [176]	150.724	60.8707	30.8965	14.2138	19.4888	15.9154	8.7060	996.0369	0.5780
GA-APO [176]	133.9816	37.2158	37.7677	28.3492	18.7929	38.0525	10.7563	1101.491	0.156
NSOA [176]	182.478	48.3525	19.8553	17.1370	13.6677	12.3487	10.4395	984.9365	0.0150
PSO [177]	197.8648	50.3374	15.0000	10.0000	10.0000	12.0000	11.8022	925.7581	0.3529
MSG-HP [177]	199.6331	20.0000	23.7624	18.3934	17.1018	15.6922	11.1830	925.6406	0.6215
NHM [177]	199.07	20	15	35	10	12	7.67	917.34	0.015
TLBO	199.5473	20.0200	19.7192	15.2909	17.3683	19.1245	7.6709	914.0369	0.058
TLBO-GA	199.5996	20.0000	21.2310	24.1126	13.0551	13.0574	7.6699	911.40743	0.012

Méthode non heuristique (NHM)

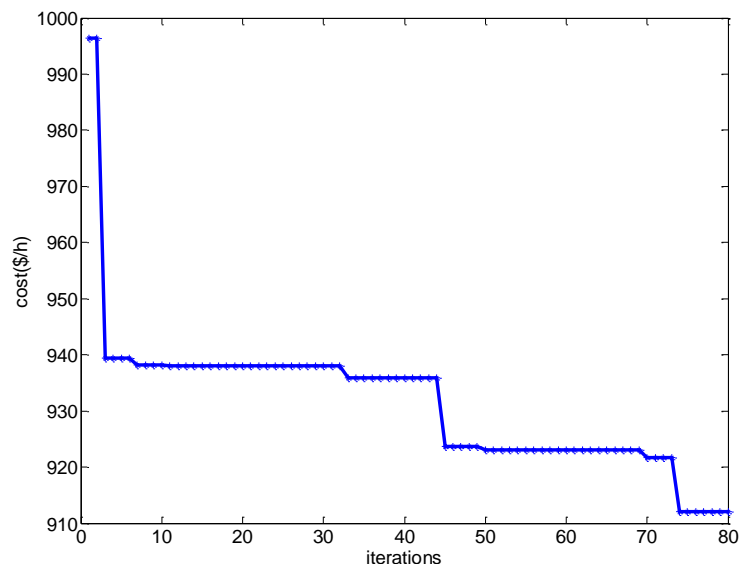


Figure 5.20. Valeurs des fonctions coût (avec effet valve point) pour différentes itérations par la méthode TLBO-GA (IEEE 30 NŒUDS)

Conclusion du chapitre V

La première hybridation utilise deux méta-heuristiques, la FFA et les mGAs. L'hybridation proposée a été appliquée pour résoudre différents cas: Le premier cas est une minimisation quadratique du coût du combustible. Le deuxième cas est la minimisation des émissions. Le troisième cas on est passé à la minimisation des coûts et des émissions, le quatrième cas est la courbe de coût quadratique avec des composantes sinus. Le cinquième cas est la fonction coût quadratique par parties, de nombreuses unités de production thermiques peuvent être fournies avec les sources de combustible multiples comme le charbon, le gaz naturel et le pétrole. Enfin, dans le sixième cas, le problème est abordé en tenant compte de l'injection de l'énergie éolienne dans le réseau électrique. Les résultats montrent que la puissance de l'éolienne a contribué significativement à l'amélioration de la fonction multi-objectifs et la minimisation des coûts de combustible et d'émission de gaz.

Dans la 2ème partie on a étudié une méthode hybride utilisant la méthode TLBO avec la méthode GA. La faisabilité de la méthode TLBO-GA a été testée pour trois réseaux différents compte tenu de l'effet valve point et une comparaison avec les résultats obtenus en utilisant l'algorithme TLBO et les résultats rapportés dans la littérature.

Pour le premier réseau (6 nœuds 3 générateurs), le premier cas est une minimisation quadratique du coût du combustible (sans effet de valve point) la méthode proposée TLBO-GA a obtenu la meilleure solution en comparaison avec les méthodes TLBO et GA seules dans la littérature. Le second cas est la courbe de coût quadratique avec des composants sinus (effet de

valve point), on remarque que l'hybridation TLBO-GA dépasse aussi, toutes les autres méthodes exposées dans la littérature,

Le deuxième réseau (14 nœuds 5 générateurs), pour la minimisation quadratique du coût du combustible (sans effet de valve point), on remarque que les deux méthodes GA et TLBO sont très robustes, Avec l'hybridation des deux méthodes on atteint une valeur beaucoup plus intéressante. Dans le deuxième cas (avec effet de valve point), la méthode TLBO-GA est très efficace par rapport aux autres méthodes.

Pour le système à la norme IEEE 30 nœuds et 6 alternateurs, et sans effet de valve point, l'approche TLBO-GA a eu la meilleure valeur dans un temps le moindre possible. Dans l'autre cas (avec effet de valve point), l'approche TLBO-GA est la meilleure par rapport aux autres méthodes de la littérature, son temps de calcul est inférieur aux temps de calcul des méthodes TLBO et GA, dans un nombre très réduit d'itérations.

Conclusion Générale

La 1^{ère} partie propose une méthode hybride qui utilise deux méta-heuristiques, la FFA et les mGAs. Cette approche est utilisée pour résoudre le problème de dispatching économique de puissance y compris la minimisation des coûts de combustible et les émissions simultanément, avec divers cas d'études suggéré. Le problème est abordé en tenant compte de l'injection de l'énergie éolienne dans le réseau électrique. Les résultats montrent que la puissance de l'éolienne a contribué significativement à l'amélioration de la fonction multi-objectifs et la minimisation des coûts de combustible et d'émission de gaz.

L'hybridation proposée a été appliquée pour résoudre différents cas. Le premier cas est une minimisation quadratique du coût du combustible, les résultats obtenus à partir de l'hybridation FFA-mGA ont été comparés à d'autres méthodes décrites dans la littérature, où on peut voir que le coût obtenu par ce procédé qui est de 801,1128 \$ / h est le minimum. Le deuxième cas est la minimisation des émissions. Les résultats obtenus à partir de la FFA-mGA ont été aussi comparés à d'autres méthodes décrites dans la littérature. Là aussi, le coût total d'émission a diminué à 0.206771 tonnes/h dans ce cas 2 par rapport à 0,3712 t/h dans le cas 1. Dans le troisième cas on est passé à la minimisation des coûts et des émissions. Dans ce cas, toutes les contraintes concernant le coût du combustible et les émissions polluantes ont été prises en compte, le dispatching économique de puissance de base a été implémenté pour que le problème devienne un problème d'optimisation mono-objectif et non multiobjectif, ce qui a conduit à avoir deux solutions qui représentent le meilleur coût et les meilleures émissions. Les résultats ont montré que l'approche de la méthode proposée donne des solutions de compromis satisfaisantes, à 867,5945 \$ / h et 0,222145 tonnes / h. Le temps CPU moyen, dans ce cas est de 10,90 s pour arriver à une solution. On voit que la technique proposée de FFA-mGA est supérieure à toutes les techniques publiées.

Le quatrième cas est la courbe de coût quadratique avec des composantes sinus. Dans ce cas, seules les courbes de coût des générateurs de bus 1 et 2 seront remplacées par des effets de chargement point de valve. Le coût en utilisant la méthode FFA-mGA est plus réduit par rapport à la méthode FFA sans hybridation et à d'autres méthodes citées dans la littérature, la même chose au sujet des pertes. D'autre part, la convergence de l'hybridation proposée est aussi très rapide.

Le cinquième cas est la fonction coût quadratique par parties, car dans la pratique, et dans les systèmes de puissance, de nombreuses unités de production thermiques peuvent être fournies avec les sources de combustible multiples comme le charbon, le gaz naturel et le pétrole. Le résultat obtenu à partir de la méthode FFA-mGA a été comparé à d'autres procédés décrits dans

la littérature, ce qui a engendré aussi ici, un coût du carburant réduit à son minimum, ainsi que des pertes minimales.

Le sixième et dernier cas, est l'effet de l'intégration de l'énergie éolienne dans le réseau électrique. Dans ce cas, trois fermes éoliennes sont connectées au réseau et utilisées de 5% à 20% afin d'analyser l'effet de la connexion de parcs éoliens sur le coût total de production et des pertes actives. Nous avons soulevé, l'amélioration du coût du combustible et des émissions lors de l'augmentation de la pénétration pour les trois sites. Le site (lieu) des parcs éoliens a une influence sur le coût et sur les émissions (dans notre cas le meilleur site est le nœud 24).

D'une façon générale, on remarque que les calculs numériques montrent que l'algorithme hybride converge plus rapidement de façon plus significative vers une solution précise finale, pour une variété de fonctions de test de référence.

Dans la 2ème partie on a été étudié une méthode hybride utilisant la méthode TLBO avec la méthode GA pour résoudre les problèmes de dispatching économique de puissance avec effet valve point.

La faisabilité de la méthode TLBO-GA a été testé pour trois réseaux différents, compte tenu de l'effet valve point et une comparaison avec les résultats obtenus en utilisant l'algorithme TLBO et les résultats rapportés dans la littérature.

Pour le premier réseau (6 nœuds 3 générateurs), le premier cas est une minimisation quadratique du coût du combustible (sans effet de valve point), la méthode proposée TLBO-GA a obtenu la meilleure solution en comparaison avec les méthodes TLBO et GA seules dans la littérature. Le coût total de production du procédé TLBO-GA est réduit à une valeur de 3110.661462 \$ / h moins que le coût total de production comparé à la méthode TLBO, et il est également réduit comparé à la méthode GA. La convergence est atteinte après 80 itérations et le temps de calcul avec la méthode TLBO-GA est plus rapide que la méthode TLBO et GA seules. La méthode TLBO-GA a une meilleure efficacité de calcul. Le second cas est la courbe de coût quadratique avec des composants sinus (effet de valve point), il est très clair que l'hybridation TLBO-GA dépasse toutes les autres méthodes exposées dans la littérature, le coût dans ce cas est réduit égal de 3115.3283 (\$ / h), le plus bas de tous les coûts. Le temps CPU de la méthode TLBO-GA est inférieur à celui de la méthode TLBO, et la convergence est atteinte après 80 itérations.

Le deuxième réseau (14 nœuds 5 générateurs), pour la minimisation quadratique du coût du combustible (sans effet de valve point), on remarque que les deux méthodes GA et TLBO sont très robustes, le meilleur coût atteint une valeur de 829,597328 \$ / h avec la première méthode, et une valeur inférieure de 827,286908 \$ / h avec la deuxième méthode. Avec l'hybridation des

deux méthodes on atteint une valeur beaucoup plus intéressante de 826.975457 \$ / h. Le Temps CPU de la méthode TLBO-GA est inférieur au temps des méthodes TLBO et GA. La méthode TLBO-GA a une meilleure efficacité de calcul. Dans le second cas (avec effet de valve point), la méthode TLBO-GA est très efficace par rapport aux autres méthodes. Le coût ayant atteint une valeur minimale de 834,0362 \$/h, la convergence conserve le même nombre de 80 itérations.

Pour le système à la norme IEEE 30 nœuds et 6 alternateurs, sans effet de valve point, le meilleur coût dans l'approche GA a enregistré une valeur de 918,620060 \$ / h, pour l'approche TLBO une valeur de 917,730397 \$ / h et enfin l'approche TLBO-GA avec la meilleure valeur de 916,560132 \$ / h, toujours dans un temps moindre. L'approche TLBO-GA peut atteindre la solution optimale pour environ 90 itérations. Dans le second cas (avec effet de valve point), l'approche TLBO-GA est la meilleure par rapport aux autres méthodes de la littérature, le coût est de 911,40743 \$ / h, son temps de calcul est inférieur aux temps de calcul des méthodes TLBO et GA, dans un nombre très réduit d'itérations (environ 75).

L'effet économique, propriété de convergence et le calcul d'efficacité de la méthode proposée ont été explorées par la comparaison avec les techniques récentes pour les problèmes dispatching économique de puissance en considérant l'effet valve point. Les résultats montrent que le procédé hybride TLBO-GA proposé est très efficace et il est très compatible pour le problème de dispatching économique de puissance.

Bibliographie

- [1] Marie-Cécile Alvarez-Hérault, ‘*Architectures des réseaux de distribution du futur en présence de production décentralisée*’, Thèse de Doctorat, Institut Polytechnique de Grenoble, 10 Décembre 2009.
- [2] Christophe Prévé Robert Jeannot, “*Guide de conception des réseaux électriques industriels*“, Schneider Electric, Février 1997.
- [3] Michel Crappe, ‘*Commande et régulation des réseaux électriques*’, Edition Lavoisier, 2003.
- [4] UTE, “*Conditions techniques auxquelles doivent satisfaire les distributions d’énergie électrique*“, Mai 2001.
- [5] Gilbert Naudet et Paul Reuss, “*Énergie, électricité et nucléaire*“, EDP Sciences 2008.
- [6] Asif Hammoud , “*Etude des convertisseurs haute tension pour la protection et la coordination des réseaux de distribution*“,Thèse, Institut National des Sciences Appliquées de Lyon , 21 Octobre 2010.
- [7] G. Rami, “*Contrôle de tension auto adaptatif pour des productions décentralisées d’énergies connectées au réseau électrique. de distribution*“, Ph.D. thesis, INP Grenoble, 2006
- [8] P. Naidoo, R.D. Estment, D. Muftic and N. Ijumba, “*Progress report on the investigations into the recycling of existing HVAC power transmission circuits for higher power transfers using HVDC technology*“, In « AC and DC Power Transmission, 2006. ACDC2006. The 8th IEE International Conference on », pages 172-176.2006.
- [9] P. Bornard. “*Conduite d’un système de production-transport*“, Techniques de l’ingénieur, volume D4080, 2000.
- [10] M. Pavard, P. Bornard and G. Testud, “*Réseaux de transport et d’interconnexion de l’énergie électrique. Fonctionnement et réglage*“, Techniques de l’ingénieur, volume D 4090, 2005.
- [11] P. Carrive, “*Réseaux de distribution : structure et planification*».Techniques de l’ingénieur“, volume D 4210, 1991.
- [12] M. Fontela, S. Bacha, N. Hadjsaid and C. Andrieu. “*Functional specifications of electric networks with high degrees of distributed generation*“, Rapport D11 ENK8-CT-2002-00673 CRISP-Project Grenoble, 2002.
- [13] A. Doulet, “*Réseaux de distribution : exploitation*“, Techniques de l’ingénieur, volume D 4230, 1997.
- [14] E. Gain, “*Techniques de l’ingénieur N° D 4220 : Réseau de distribution Conception et dimensionnement*“, 1993.
- [15] A. Charoy, “*Compatibilité électromagnétique*“, Livre, Edition Dunod, 2005.
- [16] D. Fulchiron, “*Cahier Technique Schneider Electric N°203 : Choix de base des réseaux MT de distribution publique*“, Mars 2001.
- [17] H. Persoz, “*Histoire générale de l’électricité en France*“, Volume 3 : 1947-1987», Tome 3, Février 1984.

- [18] C. Puret, “*Cahier Technique Schneider Electric N°155 : Les réseaux de distribution publique MT dans le monde*”, Septembre 2001.
- [19] Vincent Baudouin, “*Optimisation robuste multiobjectifs par modèles de substitution*”, Institut Supérieur de l’Aéronautique et de l’Espace, Université de Toulouse, 07 Mars 2012.
- [20] Marine Baulac, “*Optimisation des Protections Anti-bruit Routières de Forme Complexe*”, Thèse de Doctorat, Université du Maine Le Mans, 12 Octobre 2006.
- [21] Collette Y. et Siarry P., “*Optimisation multiobjectif*”, Editions Eyrolles, 2002.
- [22] Yadolah Dodge, “*Optimisation appliquée*”, Springer, 2005.
- [23] Julien Laurenceau, “*Surfaces de réponse par krigeage pour l’optimisation de formes aérodynamiques*”, Thèse de Doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse ; 26 juin 2008.
- [24] S. Boyd and L. Vandenberghe, “*Convex Optimization*”, Cambridge University Press, 2004.
- [25] Amir NAKIB, “*Conception de métaheuristiques d’optimisation pour la segmentation d’images. Application à des images biomédicales*”, Université Paris 12-Val de Marne, 5 décembre 2007.
- [26] Pareto, V., “*Cours d’économie politique*”, Rouge, 1896.
- [27] Talbi, E.G., “*Métaheuristiques pour l’optimisation combinatoire multiobjectif : Etat de l’art*”, CENT, 1999. PE :98-757.33.
- [28] Fonseca, C. M. and Fleming, P. J., “*An overview of evolutionary algorithms in multiobjective optimization*”, Evolutionary computation. 1995, Vol. 3, 1, pp. 1-16.
- [29] Gandibleux, X., et al., “*Metaheuristics for multiobjective optimization*”, Springer, 2004.
- [30] Hao, J. K., Galinier, P. and Habib, M., “*Métaheuristiques pour l’optimisation combinatoire et l’affectation sous contraintes*”, Revue d’intelli. arti. 1999, Vol. 13, 22, pp. 283-324.
- [31] Reeves, C. R., “*Modern heuristic techniques for combinatorial problems*”, McGraw -Hill, 1995.
- [32] Reyes-Sierra, M. and Coello, C. A. C., “*Multi-objective Particle Swarm Optimizers: A survey of the State-of-the-Art.*”, Int. Journal of Comput. Intelligence Research. 2006, Vol. 2, 3, pp. 287-308.
- [33] Collette, Y., “*Contribution à l’évaluation et au perfectionnement des méthodes d’optimisation multiobjectif Application à l’optimisation des plans de rechargement de combustible nucléaire*”, Thèse de doctotat. Université de Paris 12. Décembre 2002, Créteil.
- [34] Ouiza Z, “*L’Optimisation non Linéaire Multiobjectif*”, Thèse de Doctorat, UNIVERSITE MOULOUD MAMMERI, TIZI-OUZOU, Soutenue le : 28/02/2013

- [35] Dhaenens-Flipo C., “*Optimisation Combinatoire Multi-Objectif : Apport des Méthodes Coopératives et Contribution à l'Extraction de Connaissances*”, Thèse d'Habilitation à diriger des Recherches de l'U.S.T.L, Lille, 2005.
- [36] J.-C. Jouhaud, P. Sagaut, M. Montagnac, and J. Laurenceau, “*A surrogate model based multi-disciplinary shape optimization method with application to a 2D subsonic airfoil*”, *Computers and Fluids*, 36(3) :520– 529, 2007.
- [37] S. Mouton, J. Laurenceau, and G. Carrier. «*Aerodynamic and structural optimisation of powerplant integration under the wing of a transonic transport aircraft*», In 42ème colloque d'Aérodynamique Appliquée. AAAF, 2007.
- [38] D. A. Van Veldhuizen, “*Multiobjective evolutionary algorithms : classifications, analyses and new innovations*”, Ph. D., Graduate School of Engineering. Air Force Institute of Technology, Wright Patterson AFB, Ohio, USA, janvier 1999.
- [39] Barichard V., “*Approches hybrides pour les problèmes multiobjectifs*”, Thèse de Doctorat, école Doctorale d'Angers, France, 2003.
- [40] Ulungu E.L. and Teghem J., “*Multi-objective combinatorial optimization: a survey*”, *Journal of Multi-Criteria Decision Analysis*, 3,83-104, 1994..
- [41] Miettinen K. , “*Nonlinear Multiobjective Optimization*”, Kluwer Academic Publishers, Boston, 1999.
- [42] Ehrgott M., “*Multicriteria Optimization*”, *Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems*», Number 491, Springer Verlag, Berlin, Heidelberg, 2000.
- [43] Ehrgott M. and Gandibleux X. , “*A survey and annotated bibliography of multiobjective combinatorial optimization*”, *OR Spektrum*, 22 :425-460, 2000.
- [44] Deb K., “*Multi-Objective Optimization using Evolutionary Algorithms*”, New-York : John Wiley, 2001.
- [45] Roy B. et Bouyssou D. , “*Aide multicritère à la décision : méthodes et cas*”, éditions Economica, 1993.
- [46] Roy B. Paradigms and challenges, “*Multiple Criteria Decision Analysis-State of the Art Surveys*”, Springer, 3-24, 2005.
- [47] Miettinen K., “*Nonlinear Multiobjective Optimization*”, Kluwer Academic Publishers, Boston, 1999.
- [48] Fishburn P.C. , “*Utility theory*”, *Management science*, vol. 14, no. 4, 355-378, 1968.
- [49] Keeney R.L. and Raiffa H. , “*Decisions with multiple objectives : Preferences and value tradeoff*”, editions Cambridge University Press, 1993.
- [50] Huber G.P., “*Multiattribute utility models, A review of field and fieldlike studies*”, *Management Science* 20, No-10, 1393-1402, 1974.
- [51] Farquhar P.H. , “*Utility assesment methods*”, *Management Science* 30, 1283-1300, 1984.

- [52] Charnes A. and Cooper W.W. , “*Management models and industrial applications of linear programming*“, John Wiley, New York, 1961.
- [53] Ijiri J. , “*Management Goals and Accounting for Control*“, American Elsevier, New York, 1965.
- [54] Ignizio J.P. «*Goal Programming and Its Extensions*», D.C. Heath, Lexington, MA, 1976.
- [55] Chankong V. and Hamies Y.Y., “*Multiobjective Decision Making: Theory and Methodology*“, New York : Elsevier-North-Holland, 1983.
- [56] Martel J.M. and Aouni B. , “*Diverse Imprecise Goal Programming Model Formulations*“, Journal of Global Optimization, 12, 1998, 127-138.
- [57] Spronk J., “*Interactive Multiple Goal Programming: Applications to Financial Planning*“, Martinus Nijhoff Publishing, Boston, 1981.
- [58] Steuer R.E. , “*Multiple Criteria Optimization : Theory, Computation and Applications*“, John Wiley and Sons, New-York, 1985.
- [59] Geoffrion A.M., “*Proper Efficiency and the Theory of Vector Maximization*“, Journal of Mathematical Analysis and Applications 22, No-3, 618-630, 1968.
- [60] Corley H.W. , “*A New Scalar Equivalence for Pareto Optimization*“, IEEE Transactions on Automatic Control 25, No-4, 829-830, 1980.
- [61] Benayoun R., De Montgolier J., Tergny J. and Laritchev O., “*Linear Program-ming with Multiple Objective Functions : Step Method (STEM)*“, Mathematical Programming 1, No-3, 366-375, 1971.
- [62] D. H. Wolpert and W. G. Macready , “*No free lunch theorems for optimization*“, IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 1(1) :67–82, April 1997.
- [63] R. Bellman, “*Adaptive Control Processes : A Guided Tour*“, Princeton University Press, 1961.
- [64] G. Alvarez. , “*Can we make genetic algorithms work in high-dimensionality problems ?*“, Stanford Exploration Project 112, Stanford, 2002.
- [65] D. L. Donoho, « *High-dimensional data analysis : The curses and blessings of dimensionality. In Math Challenges of the 21st Century* ». American Math. Society, 2000. Department of Statistics. Stanford University.
- [66] D. Goldberg, « *Sizing populations for serial and parallel genetic algorithms. In Third International Conference on Genetic Algorithms* », Morgan Kaufmann Publishers, 1989.
- [67] Vincent Barichard , « *Approches hybrides pour les problèmes multiobjectifs* » ,Thèse de doctorat, Ecole Doctorale d'Angers, 24 Novembre 2003
- [68] Maurício Caldora Costa, « *optimisation de dispositifs électromagnétiques dans un contexte d'analyse par la méthode des éléments finis* », Institut National Polytechnique de Grenoble, juin 2001.
- [69] J. C. Culioli, “*Introduction à l’Optimisation*“, Ellipses, ISBN 2-729-89428-4, 1994.

-
- [70] W. H. Press, “*Numerical Recipes in C: The Art of Scientific Computing*”, Cambridge University Press, ISBN 0-521-43108-5, 1992.
- [71] R. P. Brent, “*Algorithms for Minimization Without Derivatives*”, Prentice-Hall, 1973.
- [72] H. P. Schwefel, “*Evolution and Optimum Seeking*”, John Wiley & Sons, ISBN 0-471-57148-2, 1995.
- [73] J. E. Dennis, R. B. Schnabel, “*Numerical Methods for Unconstrained Optimization and Nonlinear Equations*”, Prentice-Hall, ISBN 0-898-71364-1, 1987.
- [74] J. Kowalik, M. R. Osborne, “*Methods for Unconstrained Optimization Problems*”, *Modern analytic and computational methods in Science and Mathematics*, Richard Bellman Ed., ISBN 0-444-00041-0, 1968.
- [75] R. Fletcher, “*Practical Methods of Optimization*”, John Wiley & Sons, ISBN 0-471-49463-1, 1987.
- [76] M. J. D. Powell, “*An efficient method for finding the minimum of a function of several variables without calculating derivations*”, *Computer Journal*, vol. 7, pp. 155-162, 1965.
- [77] J. A. Nelder, R. Mead, “*A Simplex Method for Function Minimization*”, *Computer Journal*, vol. 7, pp. 308-312, 1965.
- [78] S. S. Rao, “*Engineering Optimization: Theory and Practice*”, John Wiley & Sons, ISBN 0-471-55034-5, 1996.
- [79] Y. Cherruault, “*Optimisation: Méthodes Locales et Globales*”, Presses Universitaires de France, ISBN 2-130-49910-4, 1999.
- [80] R. Fletcher, C. M. Reeves, “*Function minimization by conjugate gradients*”, *Computer Journal*, n. 7, pp. 148-154, 1964.
- [81] E. Polak, “*Computational Methods in Optimization: A Unified Approach*”, Academic Press, New York, 1971.
- [82] R. R. Saldanha, “*Optimisation en Electromagnétisme par application conjointe des Méthodes de Programmation Non Linéaire et de la Méthode des Éléments Finis*”, Thèse de Doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble, 1992.
- [83] J. A. Vasconcelos, “*Optimisation de Forme des Structures Électromagnétiques*”, Thèse de Doctorat, École Centrale de Lyon, 1994.
- [84] C. W. Carroll, “*The Created Response Surface Technique for Optimizing Nonlinear Restrained Systems*”, *Operational Research*, n. 9, pp. 169-184, 1961.
- [85] A. V. Fiacco, G. P. McCormick, “*Nonlinear Programming Sequential Unconstrained Minimization Techniques*”, John Wiley, New York, 1968.
- [86] M. R. Hestenes, “*Multiplier and Gradient Methods*”, *Journal of Optimization Theory and Applications*, n. 4, pp. 303-320, 1969.
- [87] R. T. Rockafellar, “*A Dual Approach to Solving Nonlinear Programming Problems by Unconstrained Optimization*”, *Mathematical Programming*, vol. 12, n. 6, pp. 555-562, 1973.

- [88] C. Fleury, “*Structural Optimization: A New Dual Method Using Mixed Variables*”, International Journal on Numerical Methods in Engineering, vol. 23, pp. 409-428, 1986.
- [89] K. Svanberg, “*The Method of Moving Asymptotes. A New Method for Structural Optimization*”, International Journal on Numerical Methods in Engineering, vol. 24, pp. 359-373, 1987.
- [90] D. M. Ryan, “*Penalty and Barrier Functions*”, P. E. Gill and Murray, Academic Press, 1974.
- [91] M. J. D. Powell, “*A Method for Nonlinear constraints in Minimization Problems*”, Optimization, Academic Press, New York, pp. 283-298, 1969.
- [92] S. P. Han, “*A Globally Convergent Method for Nonlinear Programming*”, JOTA, vol. 22, n. 3, pp. 297-309, 1977
- [93] N. Z. Shor, “*Cut-off Method with Space Extension in Convex Programming Problems*”, Cybernetics, vol. 13, n. 1, pp. 94-96, 1977.
- [94] J.-K. Hao, P. Galinier and M. Habib, “*Métaheuristiques pour l’optimisation combinatoire et l’affectation sous contraintes*”, Revue d’Intelligence Artificielle Vol : No. 1999.
- [95] M. Birrtari, L. Paquete, T. Stutzle and K. Varrentrap, “*Classification of metaheuristics and Design of Experiments for the analysis of component*”, Technical Report AIDA -01-05. November 2001.
- [96] F. Bekkari , “*Résolution des problèmes difficiles par optimisation distribuée*”, Mémoire de Magister, Université de Biskra, 2009.
- [97] C. Blum And A. Roli, “*Metaheuristics in Combinatorial Optimization: Overview and Conceptual Comparison*”, ACM Computing Surveys, Vol. 35, No. 3, pp. 268–308, September 2003.
- [98] S. Kirkpatrick, C. D. Gelatt, Jr. and M. P. Vecchi, “*Optimization by Simulated Annealing*”, Science ; 13 May 1983, Volume 220, Number 4598.
- [99] M. Widmer, ‘*Les métaheuristiques : des outils performants pour les problèmes industriels*’, 3^{ème} Conférence Francophone de Modélisation et Simulation “Conception, Analyse et Gestion des Systèmes Industriels” MOSIM’01 – du 25 au 27 avril 2001 - Troyes (France).
- [100] M. C. Costa, Thèse de Doctorat “*optimisation de dispositifs électromagnétiques dans un contexte d’analyse par la méthode des éléments finis*”, 28 juin 2001, Institut National Polytechnique de Grenoble.
- [101] J. H. Holland, “*Adaptation in Natural and Artificial System*”, The University of Michigan Press, ISBN 0-472-08460-7, 1975.
- [102] K. A. De Jong, “*An Analysis of the Behaviour of a Class of Genetic Adaptive Systems*”, Doctorat, University of Michigan, 1975.
- [103] D. E. Goldberg, “*Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*”, Addison Wesley, ISBN 0-201-15767-5, 1989.
- [104] Z. Michalewicz, “*Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs*”, Springer Verlag, ISBN 3-540-58090-5, 1994.

- [105] L. Saludjian, “*Optimisation en Electrotechnique par Algorithmes Génétiques*”, Thèse de Doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble, 1997.
- [106] B. Sareni, “*Méthodes d’Optimisation Multimodales Associées à la Modélisation Numérique en Electromagnétisme*”, Thèse de Doctorat, École Centrale de Lyon, 1999.
- [107] M. Gen, R. Cheng, “*Genetic Algorithms and Engineering Design*”, John Wiley & Sons, ISBN 0-471-12741-8, 1997.
- [108] J. E. Baker, “*Adaptive Selection Methods for Genetic Algorithms*”, Proceedings of ICGA85 - 1st International Conference on Genetic Algorithms and Their Applications, New Jersey, pp. 101-111, 1985.
- [109] G. Syswerda, “*Uniform Crossover in Genetic Algorithms*”, Proceedings of ICGA89 - 3rd International Conference on Genetic Algorithms and Their Applications, pp. 2-9, 1989.
- [110] Z. Janikow, Z. Michalewicz, “*An Experimental Comparison of Binary and Floating Point Representations in Genetic Algorithms*”, Proceedings of ICGA91 - 4th International Conference on Genetic Algorithms and Their Applications, pp. 31-36, 1991.
- [111] L. Davis, “*Adapting Operator Probabilities in Genetic Algorithms*”, Proceedings of ICGA89 - 3rd International Conference on Genetic Algorithms and Their Applications, pp. 61-69, 1989.
- [112] Younes M, Rahli M, Abdelhakem-Koridak L., “*Optimal power flow based on hybrid genetic algorithm*”, J Inform Sci Eng 2007;23(6):1801-16.
- [113] Assareh E, Behrang MA, Assari MR, Ghanbarzadeh A., “*Application of PSO (particle swarm optimization) and GA (genetic algorithm) techniques on demand estimation of oil in Iran*”, Energy 2010;35:5223-9.
- [114] Arroyo José M, Fernández Francisco J., “*Application of a genetic algorithm to n-K power system security assessment*”, Electr Power Energy Syst 2013;49: 114-21.
- [115] Goldberg DE. , “*Genetic algorithms in search. Optimization and machine learning*”, Addison Wesley Publishing Company; 1989.
- [116] Höglund Henrik, “*Estimating discretionary accruals using a grouping genetic algorithm*”, Expert Syst Appl 2013;40:2366-72.
- [117] Xing LN, Chen YW, Yang KW, Hou F, Shen XS, Cai HP., “*A hybrid approach combining an improved genetic algorithm and optimization strategies for the asymmetric traveling salesman problem*”, In: Engineering applications of artificial intelligence. Elsevier; 2008. pp. 1370-80. Issue 21, ISSN:0952-1976.
- [118] Hölldobler, B. and Wilson, E. “*Voyage chez les Fourmis*”. Seuil, 1996.
- [119] Hölldobler. B. and Wilson. E, “*The Ants. Springer Verlag*”, Berlin, Germany, 1990.
- [120] Bonabeau, E. and Theraulaz, G. “*Intelligence Collective*”. Hermes, 1994.
- [121] Brossut, R. Pheromones, “*la communication chimique chez les animaux* “. CNRS editions, Belin, 1996.

- [122] M. Dorigo, "*Optimization, learning, and natural algorithms*", Ph.D. dissertation (in Italian), Dipartimento di Elettronica, Politecnico dimilano, Italy, 1992.
- [123] L. Slimani, "*Contribution à l'application de l'optimisation par des méthodes métaheuristiques à l'écoulement de puissance optimal dans un environnement de l'électricité dérégulé.*", Thèse de Doctorat, Université de Batna, 2009.
- [124] C.A. Coello Coello, and M. Salazar Lechuga, "*MOPSO: A proposal for multiple objective particle swarm optimization*", Congress on Evolutionary Computation IEEE Service Center, Piscataway, New Jersey 2002, pp. 1051-1056.
- [125] R. Eberhart, and J. Kennedy, "*Swarm Intelligence*", Morgan Kaufmann Publisers, 2001.
- [126] R. Eberhart, and J. Kennedy, "*Particle Swarm Optimization*," Proc. of IEEE International Conf. on Neural Networks, Vol. 4, pp. 1942–1948, 1995.
- [127] I. N. Kassabalidis, "*Dynamic Security Border Identification Using Enhanced Particle Swarm Optimization*", IEEE Transactions on Power System, VOL. 17, NO. 3 AUGUST 2002.
- [128] Jong-Bae Park et al. "*A Particle Swarm Optimization for Economic Dispatch with Non smooth Cost Function*", IEEE Transactions On Power System, Vol. 20, No. 1 February 2005.
- [129] J. Kennedy and R. C. Eberhart, "*Swarm Intelligence*". San Francisco, CA: Morgan Kaufmann, 2001.
- [130] L. Kartobi, "*Optimisation de la Synthèse des FACTS par les Algorithmes Génétiques et les Essais Particulaires pour le contrôle des Réseaux Electriques*", thèse Magister, ENP, Décembre 2006.
- [131] R. BENABID "*Optimisation Multi objectif de la Synthèse des FACTS par les Particules en Essaim pour le Contrôle de la Stabilité de Tension des Réseaux Electriques*" ,Mémoire de Magister ,Université Amar Telidji, Laghouat 2007.
- [132] Mimoun Y., F. Khodja, "*A Hybrid Harmony Search Algorithm Approach for Optimal Power Flow*" , Leonardo Journal of Sciences, Issue 20, January-June 2012, p. 125-144.
- [133] Geem Z.W., Kim J.H., Loganathan G.V. ,"*A new heuristic optimization algorithm: harmony search, Simulation*", 2001, 76(2), p. 60-68.
- [134] Yang X.S., "*Harmony Search as a Metaheuristic Algorithm in Music-Inspired Harmony Search Algorithm, Theory and applications*", SCI 191,2009, Zong Woo Geem (Ed.), 1-14, Springer-Verlag, ISBN 978-3-642-00184-0, Berlin Germany.
- [135] Fesanghary M., Mahdavi M., Minary M., Alizadeh Y., "*Hybridizing harmony search algorithm with sequential quadratic programming for engineering optimization problems*", Comput. Methods Appl. Mech. Eng, 2008, 197(33-40), p. 3080-3091.
- [136] Yang X.-S., "*Harmony search as a metaheuristic algorithm, Music-inspired harmony search algorithm*", 2009, p. 1-14.

- [137] M. Younes, F. Khodja, R. L. Kherfane ,“*Multi-objective economic emission dispatch solution using hybrid FFA (firefly algorithm) and considering wind power penetration*”, Energy 67 (2014) 595-606.
- [138] Yang XS. Nature-inspired metaheuristic algorithms. Bristol: Luniver Press;2008.
- [139] Amiri Babak, Hossain Liaquat, Crawford John W, Wigand Rolf T.,” *Community detection in complex networks: multi-objective enhanced firefly algorithm*”, Know l Base Syst 2013;46:1-11.
- [140] Gandomi AH, Yang XS, Talatahari S, Alavi AH.,”*Firefly algorithm with chaos.Commun Nonlinear*”, Sci Numer Simul 2013; 18(1):89-98.
- [141] Senapati MR, Dash PK.,”*Local linear wavelet neural network based breast tumor classification using firefly algorithm*”,Neural Comput Appl 2013;22:1591-8.
- [142] Fister I, Yang XS, Brest J, Fister Jr I. ,”*Modified firefly algorithm using quaternion representation*”, Expert Syst Appl 2013;40(8):7220-30.
- [143] Kazem Ahmad, Sharifi Ebrahim, Hussain Farookh Khadeer, Saberi Morteza,Hussain Omar Khadeer,”*Support vector regression with chaos-based firefly algorithm for stock market price forecasting*”, Appl Soft Comput 2013;13:947-58.
- [144] Yang XS.,”*Review of meta-heuristic and generalized evolutionary walk algorithm*”, Int J Bio-Inspired Comput 2011;3(2):77-84.
- [145] Yang XS. ,”*Firefly algorithm. Engineering optimization: an introduction with metaheuristic applications*”, Wiley; 2010. pp. 221-30.
- [146] Basu B, Mahanti GK,”*Firefly and artificial bees colony algorithm for synthesis of scanned and broadside linear array antenna*”, Prog Electromagn Res B 2011;32:169-90.
- [147] Yazdani Afshin, Jayabarathi T, Ramesh V, Raghunathan T. ,”*Combined heat and power economic dispatch problem using firefly algorithm*”, Front Energy 2013;7(2):133-9.
- [148] R.V. Rao, V. Patel / Scientia Iranica, Transactions D: Computer Science & Engineering and Electrical Engineering 20 (2013) 710–720 713.
- [149] R.V. Rao, V.J. Savsani, D.P. Vakharia, “*Teaching-learning-based optimization: a novel method for constrained mechanical design optimization problems*”, Comput. Aided Des. 43 (3) (2011) 303–315.
- [150] R.V. Rao, V.J. Savsani, D.P. Vakharia, “*Teaching-learning-based optimization: a novel optimization method for continuous non-linear large scale problems*”, Inform. Sci. 183 (2012) 1–15.
- [151] R.V. Rao, V. Patel ,” *Multi-objective optimization of heat exchangers using a modified teaching-learning-based optimization algorithm* “,Applied Mathematical Modelling 37 (2013) 1147–1162.
- [152] Rao, R.V. and Patel, V. “*An elitist teaching–learning-based optimization algorithm for solving complex constrained optimization problems*”, Int. J. Ind. Eng. Comput., 3(4), pp. 535–560 (2012).

- [153] A. Shabanpour-Haghighi et al., "A modified teaching-learning based optimization for multi-objective optimal power flow problem", *Energy Conversion and Management* 77 (2014) 597–607.
- [154] F. Zou et al., "Multi-objective optimization using teaching-learning-based optimization algorithm", *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 26 (2013) 1291–1300.
- [155] F. Bekkari, "Résolution des problèmes difficiles par optimisation distribuée", Mémoire de Magister, Université de Biskra, 2009
- [156] G. R. Raidl, "A Unified View on Hybrid Metaheuristics", Third International workshop, HM 2006, Gran Canaria, Spain, October 13-14, 2006.
- [157] P. Preux and E-G. Talbi, "Towards hybrid evolutionary algorithms", Preprint submitted to Elsevier Preprint, 16 October 1997.
- [158] E-G. Talbi, "A Taxonomy of hybrid metaheuristics", *Journal of combinatorial optimization* 1999.
- [159] C. Cotta, E-G. Talbi, and E. Alba, "Parallel hybrid metaheuristics", In Alba, E., ed.: *Parallel Metaheuristics, a New Class of Algorithms*. John Wiley (2005) 347–370.
- [160] Mimoun Y., Fouad. K., Riad Lakhdar L. K. "Multi-objective economic emission dispatch solution using hybrid FFA (firefly algorithm) and considering wind power penetration", *Energy* 67 (2014) : 595-606.
- [161] Alsac O, Stott B., "Optimal load flow with steady-state security", *IEEE Trans Power Appar Syst* 1974;93(3): 745-51.
- [162] Niknam T, Narimani MR, Jabbari M, Malekpour AR. A modified shuffle frog-leaping algorithm for multi-objective optimal power flow. *Energy* 2011;36: 6420-32.
- [163] Saini A, Chaturvedi DK, Saxena AK. "Optimal power flow solution: a GA-fuzzy system approach", *Int J Emerg Electr Power Syst* 2006;5: 1-21.
- [164] Ongsakul W, Tantimaporn T., "Optimal power flow by improved evolutionary programming", *Electr Power Compon Syst* 2006. <http://dx.doi.org/10.1080/15325000691001458>.
- [165] Abido MA. "Optimal power flow using Tabu search algorithm", *Electr Power Compon Syst* 2002;30: 469-83.
- [166] Yuryevich J, Wong KP., "Evolutionary programming based optimal power flow algorithm", *IEEE Trans Power Syst* 1999;14(4): 1245-50.
- [167] Narimani MR, Azizipanah-Abarghooee R, Zoghdar-Moghadam Shahrekohne B, Gholami K. A, "novel approach to multiobjective optimal power flow by a new hybrid optimization algorithm considering generator constraints and multi fuel type", *Energy* 2013;49: 119-36.

- [168] Wang Yongqiang, Zhou Jianzhong, Mo Li, Zhang Rui, Zhang Yongchuan. ,”*Short term hydrothermal generation scheduling using differential real-coded quantum-inspired evolutionary algorithm*”, Energy 2012;44: 657-71.
- [169] Kumar Sanjeev, Chaturvedi DK.,”*Optimal power flow solution using fuzzy evolutionary and swarm optimization*”, Electr Power Energy Syst 2013;47: 416-23.
- [170] Duman Serhat, Güvenç Ugur, Sönmez Yusuf, Yörükeren Nuran. ,” *Optimal power flow using gravitational search algorithm*”, Energy Convers Manage 2012;59: 86-95.
- [171] Abido MA. ,” *Optimal power flow using particle swarm optimization*”, Int J Electr Power Energy Syst 2002;24(7): 563-71.
- [172] Sayah S, Zehar K.,” *Modified differential evolution algorithm for optimal power flow with non-smooth cost functions*”, Energy Convers Manage 2008 ; 49: 3036-42.
- [173] Rezaei Adaryani A, Karami A.,” *Artificial bee colony algorithm for solving multi-objective optimal power flow problem*”, Electr Power Energy Syst 2013;53: 219-30.
- [174] Abou El Ela AA, Abido MA, Spea SR.,” *Optimal power flow using differential evolution algorithm*”, Electr Power Syst Res 2010;80: 878-85.
- [175] Sayyid Mohssen Sajjadi, Ahmad Sadeghi Yazdankhah, Farzad Ferdowsi, “*A new gumption approach for economic dispatch problem with losses effect Based on valve-point active power*”, Electric Power Systems Research 92 (2012) 81– 86.
- [176] Tahir Nadeem Malik, Azzam ul Asar, Mudasser F. Wyne, Shakil Akhtar, “*A new hybrid approach for the solution of nonconvex economic dispatch problem with valve point effects*”, Electric Power Systems Research 80 (9) (2010) 1128–1136.
- [177] C. Yasar, S. Özyön, “*A new hybrid approach for nonconvex economic dispatch problem with valve-point effect*”, Energy 36 (10) (2011) 5838–5845.
- [178] Dogan Aydin, Serdar Özyön, “ *Solution to non-convex economic dispatch problem with valve by incremental artificial bee colony with local search point effects*”, Applied Soft Computing 13 (2013) 2456– 2466.

ملخص

في الوقت الراهن، و مع انفتاح الأسواق ، يجب على المؤسسات أن تقوم بتحسين تنافسيتها و من ذلك تحسين مردوديتها. « إذا اردنا أن يكون الانتاج أكثر و بتكلفة أقل»، يجب علينا توفير امكانيات انتاج أكبر، مما يؤدي الى نفقات أقل.

ترتكز سياسات مؤسسات انتاج الطاقة الكهربائية الى الوصول الى توازن بين الإستهلاك و الإنتاج مع أقل تكلفة ممكنة.

المشكل الذي يطرح نفسه هو كيفية تسيير هذا الإنتاج المتغير بانقاص الضياعات، وكذا دالة التكلفة الكلية لأقل حد ممكن.

بفضل طرق مستوحات من الطبيعة، نستطيع تحسين هذا الإنتاج بشكل كبير، لكن المشاكل التي تظهر تخص دأنا زمن تجمع و التقاء هذه الطرق.

لحل هذه الإشكالية، نقترح في عملنا هذا استراتيجية تحسين جديدة تركز أساسا على ايجاد اتفاق بين الاستكشاف والاستغلال لفضاء البحث بواسطة الجمع بين طريقتين أعظميتي الاستدلال، و نخص بالذكر طريقة FFA وطريقة الميكرو خوارزميات الجينية (mGA) ، و كذا طريقة التحسين بالتعلم والتعلم (TLBO) وطريقة الخوارزميات الجينية (GA)، لنتمكن بذلك من تحسين النتائج، و يزمن الأقل ممكنا.

كلمات البحث: شبكات كهربائية ، استراتيجيات التحسين، التحسين الاندماجي، طرق أعظمية الاستدلال ، التهجين، FFA، الخوارزميات الجينية ، الميكرو خوارزميات الجينية ، التحسين بالتعلم والتعلم.

Résumé

Dans le contexte actuel d'ouverture des marchés, les entreprises doivent améliorer leur compétitivité et donc leur productivité. « Produire plus et moins cher » c'est avoir une meilleure disponibilité des moyens de production et c'est dépenser moins.

Dans les industries de production d'énergie électrique, la politique c'est d'assurer un équilibre entre consommation et production avec un cout aussi faible que possible.

Le problème qui se pose c'est la gestion de cette production variable en minimisant les pertes et la fonction cout globale.

Grâce à des méthodes inspirées de la nature on a pu améliorer considérablement cette production, mais les problèmes qui se posent toujours c'est bien le temps de convergence de ces méthodes.

Pour résoudre ce problème, notre travail propose une nouvelle stratégie d'optimisation qui se concentre à un compromis entre l'exploration et l'exploitation de l'espace de recherche par une combinaison de deux méthodes métaheuristiques ,à savoir la méthode FFA et la méthode des Algorithmes génétiques, puis la méthode TLBO (Teaching–Learning–Based Optimization) et la méthode des Algorithmes génétiques (GA), on arrive ainsi à améliorer les résultats avec un temps aussi faible que possible.

Mots clés: réseaux électriques, stratégies d'optimisation, optimisation Combinatoire, méthodes métaheuristiques, hybridation, FFA, Algorithmes génétiques, GA, TLBO.

Abstract

In the current context of market opening, companies must improve their competitiveness and hence their productivity. "Producing more and cheaper" is a better availability of means of production and means spending less.

In the industries of electric power generation, politics is to ensure a balance between consumption and production with the lowest possible cost.

Through methods inspired from nature we could significantly improve this production, but the problems that always arise it is time convergence of these methods.

To resolve this problem, our work proposes a new optimization strategy that focuses a compromise between exploration and exploitation of the search space by a combination of two metaheuristics methods, namely the FFA and the genetic Algorithms method, then the TLBO (Teaching–Learning–Based Optimization) method and the Genetic Algorithms method (GA), we thus arrive at better results with time as low as possible.

Keywords: power systems, optimization strategies, combinatorial optimization, metaheuristics methods, hybridization, FFA, Genetic Algorithms, GA, TLBO.